



TESIS - SS14 2501

***BOOTSTRAP SPATIAL EMPIRICAL BEST LINEAR  
UNBIASED PREDICTION* UNTUK PEMETAAN  
KEMISKINAN TINGKAT DESA DI KABUPATEN PATI**

DUTO SULISTİYONO  
NRP. 1314 201 710

DOSEN PEMBIMBING  
Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.  
Dr. Sutikno, S.Si., M.Si.

PROGRAM MAGISTER  
JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2016



THESIS - SS14 2501

# **BOOTSTRAP SPATIAL EMPIRICAL BEST LINEAR UNBIASED PREDICTION FOR VILLAGE POVERTY MAPPING IN PATI REGENCY**

**DUTO SULISTIYONO  
NRP. 1314 201 710**

**SUPERVISOR  
Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.  
Dr. Sutikno, S.Si., M.Si.**

**MAGISTER PROGRAM  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2016**



**BOOTSTRAP SPATIAL EMPIRICAL BEST LINEAR UNBIASED  
PREDICTION UNTUK PEMETAAN KEMISKINAN  
TINGKAT DESA DI KABUPATEN PATI**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Sains (M.Si.)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
oleh :

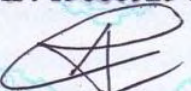
**DUTO SULISTIYONO**  
**NRP. 1314 201 710**

Tanggal Ujian : 26 Januari 2016  
Periode Wisuda : Maret 2016

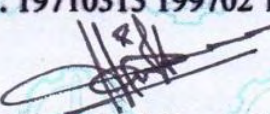
Disetujui Oleh :

  
1. **Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.**  
**NIP. 19600525 198803 2 001**

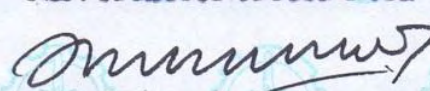
(Pembimbing I)

  
2. **Dr. Sutikno, S.Si., M.Si.**  
**NIP. 19710313 199702 1 001**

(Pembimbing II)

  
3. **Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.**  
**NIP. 19621015 198803 1 002**

(Penguji)

  
4. **Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si.**  
**NIP. 19740328 199802 1 001**

(Penguji)

  
5. **Dr. Vera Lisna, S.Si., M.Phil.**  
**NIP. 19681107 199403 2 002**

(Penguji)



Direktur Program Pascasarjana,

  
**Prof. Ir. Dianhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.**  
**NIP. 19601202 198701 1 001**



# ***BOOTSTRAP SPATIAL EMPIRICAL BEST LINEAR UNBIASED PREDICTION* UNTUK PEMETAAN KEMISKINAN TINGKAT DESA DI KABUPATEN PATI**

Nama Mahasiswa : Duto Sulistiyono  
NRP : 1314 201 710  
Pembimbing : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.  
Co-Pembimbing : Dr. Sutikno, S.Si., M.Si.

## **ABSTRAK**

Indikator kemiskinan hingga saat ini belum bisa tersedia pada tingkat desa/ kelurahan karena keterbatasan cakupan sampel pada Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) yang dilaksanakan oleh BPS. Masalah tersebut dapat diatasi dengan menggunakan *Small Area Estimation*, salah satunya menggunakan metode *Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction (Spatial EBLUP)* yang memasukkan aspek spasial atau lokasi sebagai pembobotnya. Salah satu tujuan penelitian ini adalah menggunakan prosedur *parametric bootstrap* untuk menghitung MSE (*Mean Square Error*) dan RRMSE (*Relative Root Mean Square Error*) metode *Spatial EBLUP* yang selanjutnya digunakan sebagai ukuran tingkat akurasi dibandingkan terhadap metode estimasi langsung dalam mengestimasi angka kemiskinan tingkat desa/ kelurahan di Kabupaten Pati. Variabel respon berupa persentase penduduk miskin hasil estimasi langsung berdasarkan data SUSENAS 2013, sedangkan variabel penyerta berasal dari hasil Potensi Desa (PODES) 2011 dan Sensus Penduduk (SP) 2010 yaitu berupa variabel karakteristik individu, rumah tangga, dan wilayah yang berkaitan dengan kemiskinan. Penggunaan *Spatial EBLUP* untuk estimasi angka kemiskinan tingkat desa/ kelurahan dilakukan dengan menggunakan matriks pembobot spasial *customized contiguity* lapangan usaha utama. *Spatial EBLUP* menghasilkan nilai MSE dan RRMSE yang lebih kecil dibandingkan estimasi langsung artinya akurasi metode tersebut lebih baik daripada metode estimasi langsung. Hasil visualisasi peta sebaran angka kemiskinan menunjukkan bahwa wilayah Kabupaten Pati bagian selatan mempunyai permasalahan kemiskinan yang lebih serius daripada bagian utara. Hasil estimasi angka kemiskinan dengan *Spatial EBLUP* menunjukkan bahwa Kecamatan Kayen dan Pucakwangi mempunyai permasalahan kemiskinan paling serius di Kabupaten Pati karena paling banyak memiliki jumlah desa dengan klasifikasi angka kemiskinan sangat tinggi yaitu masing-masing sebanyak tiga desa.

Kata kunci: angka kemiskinan, *parametric bootstrap*, SAE, *spatial analysis*, *spatial EBLUP*.



# **BOOTSTRAP SPATIAL EMPIRICAL BEST LINEAR UNBIASED PREDICTION FOR VILLAGE POVERTY MAPPING IN PATI REGENCY**

By : Duto Sulistiyono  
NRP : 1314 201 710  
Supervisor : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.  
Co-Supervisor : Dr. Sutikno, S.Si., M.Si.

## **ABSTRACT**

Poverty indicator until now could not be available at the village level because of limited sample coverage in the National Socio-Economic Survey that conducted by BPS. The problem could be solved by using Small Area Estimation, one of them using Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction (Spatial EBLUP) that incorporate spatial aspect or location as the weights. One of goals of this research is to use a parametric bootstrap procedure to estimate the MSE and RRMSE of Spatial EBLUP method that used as a measure of its accuracy compared to the direct estimation method in estimating village level poverty in Pati Regency. The response variable percentage of poverty that calculated from direct estimation, while the auxillary variable derived from the Data Collection Village Potential 2011 and Population Census 2010 i.e., characteristics of individuals, households, and areas variables that related to poverty. Spatial EBLUP for estimate village level poverty done using spatial weight matrix of customized contiguity main business field. Spatial EBLUP generates MSE (Mean Square Error) and RRMSE (Relative Root Mean Square Error) value which is smaller than the direct estimation that means the accuracy of the method is better than the direct estimation method. The visualization result from poverty mapping shows that southern part of the Pati Regency has a poverty problem more serious than the northern part of the region. The estimation results with Spatial EBLUP shows that Kayen and Pucakwangi Sub-district have the most serious poverty problem in Pati Regency because most have a number of villages with the poverty classification is very high that each of three villages.

Keywords: parametric bootstrap, poverty, SAE, spatial analysis, spatial EBLUP.



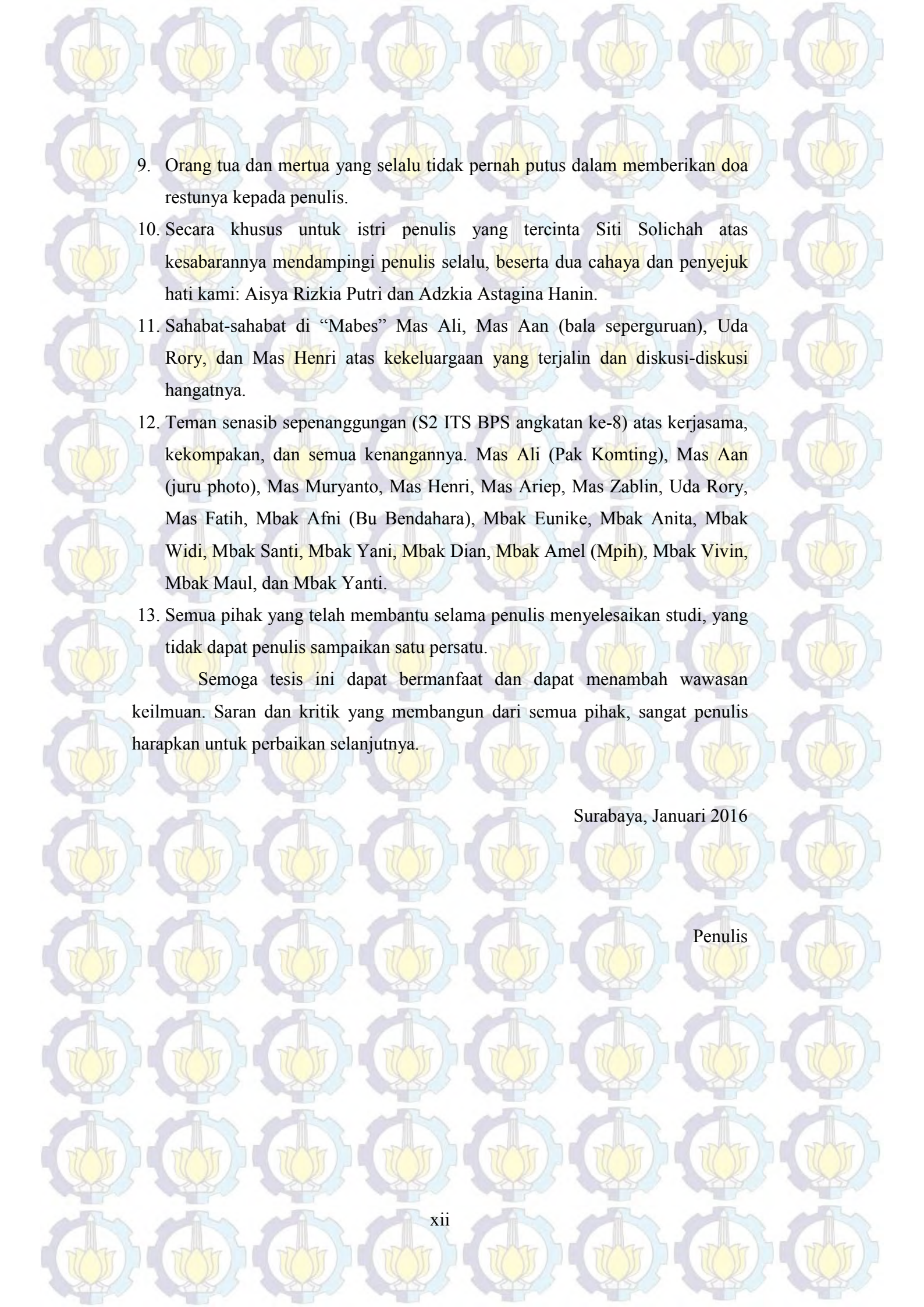
## KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, puji syukur penulis panjatkan ke kehadiran Alloh SWT, atas segala limpahan rahmat dan kemurahan-Nya kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan tesis dengan judul “***Bootstrap Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction*** untuk Pemetaan Kemiskinan Tingkat Desa di Kabupaten Pati” sesuai dengan waktu yang diharapkan.

Penyelesaian Tesis ini tak lepas dari peranan, dukungan dan motivasi berbagai pihak. Oleh karena itu pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr. Ismaini Zain, M.Si. dan Dr. Sutikno, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing atas motivasi dan kesabarannya dalam mengarahkan penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
2. Bapak Prof. Dr. Drs. H. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D., Bapak Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si., dan Ibu Dr. Vera Lisna, S.Si., M.Phil. selaku dosen penguji yang telah memberikan banyak saran dan masukan terhadap tesis ini.
3. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc. selaku Ketua Jurusan Statistika dan Kaprodi Pasca Sarjana Jurusan Statistika ITS, atas segala kemudahan urusan akademis dan fasilitas yang menunjang di Jurusan Statistika serta motivasinya.
4. Bapak Bambang Widjanarko Otok, M.Si. selaku dosen wali yang telah memberikan perhatiannya kepada penulis.
5. Segenap Staf Pengajar dan Pegawai di Jurusan Statistika FMIPA ITS atas pelayanannya yang tulus dan ramah. Terkhusus buat Pak Irul selaku admin S2 jurusan statistika, terimakasih atas layanan administrasinya.
6. Bapak Kepala Badan Pusat Statistik (BPS) RI beserta seluruh jajarannya, atas kesempatan yang diberikan kepada penulis untuk melanjutkan pendidikan.
7. Bapak Kepala BPS Provinsi Jawa Tengah, atas ijin dan kesempatan yang diberikan kepada penulis untuk melanjutkan studi.
8. Bapak Kepala BPS Kabupaten Pati, atas kepercayaan dan ijin yang telah diberikan kepada penulis untuk menempuh studi S2.



- 
9. Orang tua dan mertua yang selalu tidak pernah putus dalam memberikan doa restunya kepada penulis.
  10. Secara khusus untuk istri penulis yang tercinta Siti Solichah atas kesabarannya mendampingi penulis selalu, beserta dua cahaya dan penyejuk hati kami: Aisyah Rizkia Putri dan Adzkia Astagina Hanin.
  11. Sahabat-sahabat di “Mabes” Mas Ali, Mas Aan (bala seperguruan), Uda Rory, dan Mas Henri atas kekeluargaan yang terjalin dan diskusi-diskusi hangatnya.
  12. Teman senasib sepenanggungan (S2 ITS BPS angkatan ke-8) atas kerjasama, kekompakan, dan semua kenangannya. Mas Ali (Pak Komting), Mas Aan (juru photo), Mas Muryanto, Mas Henri, Mas Arie, Mas Zablin, Uda Rory, Mas Fatih, Mbak Afni (Bu Bendahara), Mbak Eunike, Mbak Anita, Mbak Widi, Mbak Santi, Mbak Yani, Mbak Dian, Mbak Amel (Mpih), Mbak Vivin, Mbak Maul, dan Mbak Yanti.
  13. Semua pihak yang telah membantu selama penulis menyelesaikan studi, yang tidak dapat penulis sampaikan satu persatu.

Semoga tesis ini dapat bermanfaat dan dapat menambah wawasan keilmuan. Saran dan kritik yang membangun dari semua pihak, sangat penulis harapkan untuk perbaikan selanjutnya.

Surabaya, Januari 2016

Penulis



## DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL .....	i
LEMBAR PENGESAHAN .....	v
ABSTRAK .....	vii
ABSTRACT .....	ix
KATA PENGANTAR .....	xi
DAFTAR ISI .....	xiii
DAFTAR TABEL .....	xv
DAFTAR GAMBAR .....	xvii
DAFTAR LAMPIRAN .....	xix

### BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah .....	6
1.3 Tujuan Penelitian .....	8
1.4 Batasan Masalah .....	8
1.5 Manfaat Penelitian .....	8

### BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

2.1 <i>Small Area Estimation (SAE)</i> .....	9
2.1.1 Model Area Kecil ( <i>Small Area Model</i> ) .....	10
2.1.2 <i>Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction</i> ...	12
2.1.3 <i>Bootstrap</i> .....	17
2.1.4 <i>Parametric Bootstrap Spatial EBLUP</i> .....	19
2.1.5 Matriks Pembobot Spasial .....	21
2.1.6 Uji Autokorelasi Spasial .....	23
2.1.7 Uji Asumsi Kenormalan .....	26
2.2 Kemiskinan .....	27
2.2.1 Ukuran Kemiskinan .....	28
2.2.2 Kemiskinan dan Variabel yang Mempengaruhinya ....	29



2.3	Kerangka Konseptual Penelitian .....	33
BAB 3 METODE PENELITIAN		
3.1	Sumber Data .....	35
3.2	Variabel Penelitian .....	36
3.3	Definisi Operasional Variabel Penelitian .....	37
3.4	Metode dan Tahapan Penelitian .....	39
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		
4.1	Penyusunan Algoritma <i>Parametric Bootstrap Spatial</i> EBLUP .....	45
4.2	Pemodelan Kemiskinan dengan <i>Spatial</i> EBLUP .....	47
4.2.1	Karakteristik Variabel Penyerta .....	48
4.2.2	Estimasi Langsung Angka Kemiskinan .....	48
4.2.3	Pembentukan Matriks Pembobot Spasial .....	50
4.2.4	Uji Autokorelasi Spasial Angka Kemiskinan .....	52
4.2.5	Estimasi Koefisien Regresi .....	54
4.2.6	Estimasi Koefisien Autoregresi Spasial .....	55
4.2.7	Uji Asumsi Kenormalan .....	55
4.2.8	Estimasi Angka Kemiskinan dengan <i>Spatial</i> EBLUP..	56
4.2.9	Pemetaan Kemiskinan Tingkat Desa .....	57
4.3	Perbandingan MSE dan RRMSE .....	60
Bab 5 KESIMPULAN DAN SARAN		
5.1	Kesimpulan .....	63
5.2	Saran .....	64
DAFTAR PUSTAKA .....		65



## DAFTAR GAMBAR

		Halaman
Gambar 2.1	Skema Prosedur <i>Bootstrap</i> .....	18
Gambar 2.2	Ilustrasi Persinggungan ( <i>Contiguity</i> ) .....	21
Gambar 2.3	<i>Moran's I Scatter Plot</i> .....	25
Gambar 2.4	Kerangka Berpikir Penelitian .....	29
Gambar 3.1	Wilayah Administrasi Kabupaten Pati Menurut Kecamatan ...	35
Gambar 3.2	Alur Penyusunan Set Data .....	40
Gambar 3.3	Diagram Alur Tahapan Analisis Data .....	43
Gambar 4.1	Peta Sebaran Angka Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung ....	49
Gambar 4.2	Peta Sebaran Lapangan Usaha Utama .....	50
Gambar 4.3	Pembentukan Matriks Pembobot Spasial <i>Customized</i> Lapangan Usaha Utama .....	51
Gambar 4.4	Standarisasi Baris Matriks Pembobot Spasial <i>Customized</i> Lapangan Usaha Utama .....	52
Gambar 4.5	<i>Moran's I Scatter Plot</i> pada Angka Kemiskinan .....	53
Gambar 4.6	Perbandingan <i>Boxplot</i> Hasil Estimasi Angka Kemiskinan .....	57
Gambar 4.7	Peta Sebaran Angka Kemiskinan Hasil Estimasi <i>Spatial</i> EBLUP .....	59
Gambar 4.8	Perbandingan <i>Boxplot</i> Nilai MSE dan RRMSE (%) .....	61



## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Variabel Penyerta untuk Karakteristik Individu dan Rumah Tangga .....	36
Tabel 3.2 Variabel Penyerta untuk Karakteristik Wilayah Desa .....	37
Tabel 4.1 Deskripsi Variabel Penyerta untuk Pemodelan .....	48
Tabel 4.2 Nilai Statistik Angka Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung ...	50
Tabel 4.3 Hasil Uji Autokorelasi Spasial terhadap Angka Kemiskinan...	53
Tabel 4.4 Hasil Estimasi Parameter Spasial EBLUP .....	54
Tabel 4.5 Hasil Estimasi terhadap $\rho$ dan $\sigma_u^2$ .....	55
Tabel 4.6 Nilai Statistik Angka Kemiskinan Hasil Estimasi .....	56
Table 4.7 Jumlah Desa per Kecamatan Menurut Klasifikasi Angka Kemiskinan Metode <i>Spatial</i> EBLUP .....	60



## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Jumlah Rumah Tangga Sampel SUSENAS 2013 Kabupaten Pati yang Menjadi Objek Penelitian .....	71
Lampiran 2 Angka Kemiskinan dengan Metode Estimasi Langsung dan Lapangan Usaha Utama .....	73
Lampiran 3 Pembentukan pembobot Spasial <i>Customized</i> Lapangan Usaha Utama .....	75
Lampiran 4 Output Uji Autokorelasi Spasial <i>Moran's I</i> untuk Angka Kemiskinan .....	80
Lampiran 5 Pengujian Asumsi Kenormalan untuk Residual Model .....	81
Lampiran 6 Hasil Estimasi Angka Kemiskinan untuk Desa Sampel SUSENAS yang Menjadi Objek Penelitian .....	82
Lampiran 7 Hasil MSE dan RRMSE Estimasi Langsung dan <i>Spatial</i> EBLUP .....	84
Lampiran 8 Hasil Estimasi Angka Kemiskinan untuk Semua Desa/Kelurahan .....	86
Lampiran 9 <i>Syntax Convert</i> File Format CSV ke Format Gal dan Uji Moran's I Univariat Program R .....	97
Lampiran 10 <i>Syntax Spatial</i> EBLUP <i>Maximum Likelihood</i> Program R .....	98
Lampiran 11 <i>Syntax Parametric Bootstrap Spatial</i> EBLUP <i>Maximum Likelihood</i> Program R .....	102



# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Kemiskinan merupakan masalah yang selalu dihadapi oleh negara-negara yang sedang berkembang, termasuk di Indonesia. Sejak berlakunya otonomi daerah di Indonesia yang berasas desentralisasi dengan berlandaskan Undang-Undang Nomor 32 Tahun 2004, pemerintahan daerah diberi wewenang untuk menentukan sendiri program kebijakan yang tepat untuk daerahnya. Wewenang tersebut antara lain dalam kebijakan pengentasan kemiskinan. Dalam upaya menurunkan angka kemiskinan, *The International Fund for Agricultural Development (IFAD)* dalam *Rural Poverty Report 2011* menyatakan bahwa kebijakan pengentasan kemiskinan harus fokus pada tingkat desa. Seperti dinyatakan dalam Undang-Undang Nomor 6 Tahun 2014 bahwa desa merupakan kesatuan masyarakat hukum yang diakui dan dihormati dalam sistem pemerintahan Negara Kesatuan Republik Indonesia.

Sebagai dasar untuk mengambil kebijakan pengentasan kemiskinan pada tingkat desa, Pemerintah Daerah memerlukan data tentang kemiskinan sampai tingkat desa. Sampai saat ini sebagian besar data yang bisa disajikan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) sebagai penyedia data statistik nasional masih terbatas pada tingkat kabupaten/ kota. Demikian juga dengan data kemiskinan yang dihasilkan dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) Kor-Modul Konsumsi oleh BPS hanya sampai tingkat kabupaten/ kota karena kecukupan sampel yang digunakan dalam survei tersebut. Jika hasil survei ini digunakan untuk melakukan estimasi pada tingkat desa maka akan terdapat *error* yang besar. Selain itu, tidak setiap desa terpilih menjadi sampel SUSENAS. Dengan demikian estimasi tidak bisa dilakukan pada desa yang tidak terpilih sebagai sampel SUSENAS. Untuk bisa menyajikan data kemiskinan sampai tingkat desa akan memerlukan jumlah sampel yang besar dan tentunya anggaran yang besar juga. Demikian pula untuk kabupaten/ kota yang mempunyai jumlah desa yang besar.



Salah satu kabupaten dengan jumlah desa/ kelurahan terbesar di Provinsi Jawa Tengah adalah Kabupaten Pati dengan yaitu 401 desa dan 5 kelurahan. Jumlah tersebut adalah terbesar ketiga di Provinsi Jawa Tengah. Kabupaten Pati juga merupakan ibukota eks-Karesidenan Pati. Kabupaten Pati memiliki garis kemiskinan (GK) sebesar Rp. 314.609,- dan merupakan GK terbesar ketujuh di Provinsi Jawa Tengah (BPS, 2014). Selama periode tahun 1999-2013 angka kemiskinan Kabupaten Pati fluktuatif dan cenderung turun. Berdasarkan konsep pembangunan berkelanjutan bahwa meskipun angka kemiskinan telah turun tetapi tetap harus terus diturunkan. Dengan demikian untuk mendapatkan ukuran kemiskinan sampai tingkat desa yang bersumber dari data survei yang dirancang untuk menghasilkan estimasi parameter hanya pada tingkat kabupaten akan menjadi permasalahan terkait ukuran sampel yang digunakan dalam survei tersebut.

Rao (2003) menyatakan bahwa estimasi yang dilakukan dengan nilai variabel yang menjadi perhatian hanya pada periode waktu dan unit sampel area disebut sebagai estimasi langsung (*direct estimation*). Estimasi langsung dapat digunakan apabila semua area dalam populasi digunakan sebagai sampel dan estimator ini berbasis desain sampling (Rao 2003; Chandra, Salvati, dan Chambers 2007; Rahman 2008). Ukuran sampel yang kurang mencukupi untuk level wilayah kecil membuat pengukuran kemiskinan dengan estimasi langsung menghasilkan *standard error* yang besar, sehingga analisis yang didasarkan pada kondisi tersebut menjadi tidak dapat diandalkan. Untuk mengatasi masalah ini diperlukan metode estimasi yang dapat memberikan tingkat akurasi yang lebih baik yaitu dengan mengkombinasikan antara data survei dengan data pendukung lain, misalnya data sensus sebelumnya yang memuat variabel dengan karakteristik yang sama dengan data survei (Rao, 2003). Salah satu metode yang sering digunakan adalah *Small Area Estimation* (SAE). Menurut Davis (2003), SAE adalah suatu teknik statistik yang mengkombinasikan data survei dengan data sensus melalui suatu kumpulan variabel penyerta yang sama pada kedua sumber data tersebut untuk mengestimasi tingkat kesejahteraan atau indikator lain pada tingkat wilayah yang lebih rendah seperti tingkat desa. Selanjutnya oleh Chandra



*et al.* (2007) pendekatan dengan teknik SAE disebut sebagai estimasi tidak langsung (*indirect estimation*).

Beberapa metode SAE yang seringkali digunakan, diantaranya adalah *Empirical Bayes* (EB), *Hierarchical Bayes* (HB), dan *Empirical Best Linear Unbiased Prediction* (EBLUP). Pada metode EB, parameter model diestimasi dengan distribusi marginal data untuk selanjutnya inferensi didasarkan pada distribusi posterior yang diestimasi. Untuk metode HB, estimasi didasarkan pada distribusi posterior dimana parameter diestimasi dengan rata-rata posterior dan presisinya diukur dengan varian posteriornya (Ghosh dan Rao, 2004). Metode EB dan HB lebih cocok digunakan untuk data biner atau cacahan (Rahman, 2008). Metode EBLUP merupakan perluasan metode *Best Linear Unbiased Prediction* (BLUP). Pada metode BLUP diasumsikan komponen varian diketahui. Namun dalam prakteknya, komponen varian sulit untuk diketahui sehingga diperlukan estimasi terhadap komponen varian melalui data sampel. Metode EBLUP mengestimasi parameter yang meminimumkan *Mean Square Error* (MSE) dengan mensubstitusi komponen varian yang tidak diketahui dengan estimator varian melalui data sampel dengan metode *maximum likelihood* atau *residual (restricted) maximum likelihood* (Ghosh dan Rao 1994; Saei dan Chambers 2003). Metode EBLUP lebih cocok digunakan untuk data kontinu (Rahman, 2008).

Menurut SEDAC (2005), penggunaan teknik SAE untuk estimasi kemiskinan telah diterapkan di 35 negara di dunia selama kurun waktu tahun 1991 sampai tahun 2002. Beberapa penelitian di Indonesia diantaranya oleh: Anwar (2007) yang menggunakan teknik SAE untuk membangun peta kemiskinan daerah perkotaan dan perdesaan di Kabupaten Kutai Kartanegara dengan menerapkan metode *Kernel Learning*. Sumber data yang digunakan dalam penelitian tersebut, yaitu SUSENAS 2002, PODES 2003, dan Sensus Penduduk (SP) 2000. Penelitian selanjutnya oleh Nuraeni (2009) yang menggunakan teknik SAE dengan metode *Feed-forward Neural Network* (FFNN) untuk mendapatkan estimasi tingkat kemiskinan di Kota Surabaya tahun 2002. Sumber data yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah SUSENAS 2002, PODES 2003, dan SP 2000. Ubaidilah (2014) menggunakan teknik SAE dengan metode *Hierarchical Bayesian Neural Network* (HBNN) untuk mendapatkan estimasi kemiskinan di



Kota Jambi tahun 2011. Sumber data yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah SUSENAS 2011, PODES 2011, dan SP 2010.

Beberapa penelitian yang menggunakan metode EBLUP antara lain: Albacea (2003) menggunakan teknik SAE dengan pendekatan EBLUP yang berbasis model untuk mendapatkan estimasi tingkat kemiskinan di Filipina. Sumber data yang digunakan pada penelitian tersebut adalah Data Administratif, Survei Pendapatan dan Pengeluaran Keluarga, dan Sensus Penduduk-Perumahan. Kemudian Kurnia dan Notodiputro (2006) yang melakukan simulasi data dengan menggunakan dua sumber data yaitu SUSENAS dan PODES Provinsi Jawa Barat untuk menerapkan teknik SAE dengan pendekatan EBLUP pada data kemiskinan. Harnomo (2011) melakukan estimasi angka pengangguran tingkat desa dengan menggunakan pendekatan SAE dengan metode EBLUP dengan menggunakan data Survei Angkatan Kerja Nasional (SAKERNAS). Variabel penyerta yang dipilih merupakan hasil eksplorasi data PODES. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa nilai MSE yang diperoleh cukup kecil sehingga metode EBLUP cukup baik digunakan untuk estimasi angka pengangguran tingkat desa.

Jika memperhatikan Hukum Tobler yaitu bahwa segala sesuatu saling berhubungan satu dengan lainnya, tetapi yang lebih dekat akan lebih berpengaruh daripada sesuatu yang jauh (Cressie, 1993) maka aspek geografi atau spasial layak untuk dipertimbangkan dalam melakukan estimasi. Metode EBLUP di atas belum memasukkan aspek geografi atau spasial di dalamnya. Untuk memasukkan aspek spasial dalam metode EBLUP tersebut maka Rao (2003) dengan mengacu pada Cressie (1989) memperkenalkan EBLUP berbasis spasial yang pembentukan modelnya mengikuti proses *conditional autoregressive* (CAR). Metode EBLUP dengan aspek spasial tersebut kemudian disebut sebagai metode *Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction* (*Spatial EBLUP*).

Salvati (2004) membawa metode *Spatial EBLUP* dari proses CAR kepada proses *simultaneously autoregressive* (SAR) dalam pembentukan modelnya. Chandra *et al.* (2007) membandingkan kinerja empat metode yaitu *Model Based Direct Estimation* (MBDE), EBLUP, SMBDE, dan *Spatial EBLUP*. SMBDE dan *Spatial EBLUP* merupakan model perluasan MBDE dan EBLUP



yang mempertimbangkan aspek spasial. Keempat metode tersebut kemudian dibandingkan melalui nilai *relative root mean square error* (RRMSE).

Pratesi dan Salvati (2008) mengembangkan secara khusus metode *Spatial* EBLUP dengan proses SAR yang estimasi parameternya menggunakan metode *maximum likelihood* dan *restricted maximum likelihood*. Penelitian tersebut memakai *contiguity matrix* sebagai pembobot spasialnya dan membuktikan bahwa metode *Spatial* EBLUP memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan metode estimasi langsung maupun EBLUP. Matualage (2012) membandingkan metode estimasi langsung, metode EBLUP dan metode *Spatial* EBLUP dengan hanya menggunakan satu variabel penyerta serta menggunakan matriks pembobot model limit dengan batas jarak yang telah ditentukan terlebih dahulu. Penelitian tersebut mengambil studi kasus pengeluaran perkapita yang merupakan indikator utama kemiskinan dengan hasil bahwa nilai MSE dan RRMSE untuk *Spatial* EBLUP jauh lebih kecil sehingga disimpulkan bahwa metode *Spatial* EBLUP dapat memperbaiki estimasi parameter yang dilakukan baik secara langsung maupun dengan metode EBLUP. Arrosid (2014) membandingkan metode estimasi langsung dan metode *Spatial* EBLUP dengan matriks pembobot spasial *Queen Contiguity* (QC), *Rook Contiguity* (RC), QC Etnis, dan RC Etnis. Penelitian tersebut mengestimasi angka pengangguran dengan hasil bahwa nilai MSE dan RRMSE pada metode *Spatial* EBLUP menggunakan pembobot RC Etnis selalu lebih rendah pada setiap kecamatan artinya akurasi metode tersebut lebih baik dibandingkan metode estimasi langsung maupun *Spatial* EBLUP dengan pembobot spasial lainnya.

Molina, Salvati, dan Pratesi (2008) agar nilai MSE yang diperoleh dengan pendekatan analitis (*analytical approximations*) mendekati nilai sebenarnya maka asumsi model harus terpenuhi dan memerlukan ukuran sampel yang besar untuk *small area* tersebut. Untuk mendapatkan nilai MSE, terdapat alternatif lain yaitu dengan teknik *resampling*. Teknik memiliki konsep yang sederhana dan lebih mudah diaplikasikan untuk model statistik yang kompleks. Selain itu juga hanya memerlukan sedikit asumsi dan lebih andal untuk *small area* dengan ukuran sampel terbatas. Terdapat banyak prosedur *resampling* yang ditawarkan, diantaranya adalah pendekatan *parametric bootstrap* oleh Gonzáles-



Manteiga, Lombardía, Molina, Morales, dan Santamaría (2007, 2008) dalam Molina *et al.*, (2008). Pendekatan *parametric bootstrap* untuk estimasi MSE *Spatial* EBLUP belum banyak dilakukan di bawah model Fay-Herriot dengan korelasi spasial (Molina *et al.*, 2008).

Penghitungan ukuran kemiskinan di Indonesia dilakukan oleh BPS dengan kriteria GK, yaitu batas minimum pengeluaran per kapita per bulan untuk memenuhi kebutuhan minimum makanan dan non makanan. Penduduk yang memiliki pengeluaran per kapita per bulan di bawah GK dikategorikan sebagai penduduk miskin (BPS dan *World Bank Institute*, 2002). Berdasarkan pengeluaran per kapita per bulan kemudian bisa dihitung jumlah penduduk miskin yang selanjutnya dicari persentasenya (HCI). Oleh karena itu pada penelitian ini pemodelan kemiskinan akan mengacu pada pemodelan persentase penduduk miskin. Model kemiskinan yang diperoleh tersebut selanjutnya akan diaplikasikan dalam SAE untuk melakukan pemetaan kemiskinan tingkat desa. Tujuan pemetaan kemiskinan tingkat desa adalah untuk mendapatkan gambaran yang lebih jelas tentang daerah yang mempunyai penduduk miskin melalui visualisasi peta (peta sebaran) dan informasi ukuran kemiskinan sampai tingkat desa.

Angka persentase kemiskinan merupakan data kontinu sehingga metode EBLUP lebih cocok digunakan dalam penelitian ini. Selanjutnya dengan memasukkan aspek spasial diharapkan dapat meningkatkan akurasi metode estimasi langsung maupun metode EBLUP agar lebih baik, sehingga penelitian ini diusulkan *Bootstrap Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction* untuk Pemetaan Kemiskinan Tingkat Desa di Kabupaten Pati. Penggunaan metode *Spatial* EBLUP pada penelitian ini akan menggunakan *customized contiguity* lapangan usaha utama sebagai matriks pembobot spasialnya.

## **1.2 Perumusan Masalah**

SUSENAS merupakan survei yang menghasilkan data dasar untuk menghitung ukuran kemiskinan. Survei ini didesain hanya untuk menghasilkan estimator pada tingkat terbatas yaitu tingkat nasional, provinsi, dan kabupaten. Estimator yang dihasilkan oleh estimasi langsung tersebut belum mampu sampai tingkat kecil seperti tingkat desa. Hal tersebut dikarenakan ketidakcukupan ukuran



sampel SUSENAS untuk menduga sampai tingkat desa. Ukuran sampel yang terbatas tersebut mengakibatkan beberapa desa tidak terkena sampel atau terkena sampel tetapi dengan ukuran sampel yang tidak mencukupi. Dengan demikian estimator yang secara langsung menduga persentase penduduk miskin per desa menjadi tidak dapat diandalkan. Untuk mengatasi masalah keterbatasan data, estimasi untuk area kecil (*small area*) dapat dilakukan dengan menggunakan metode SAE. SAE dengan metode EB dan HB digunakan untuk menangani data biner dan cacahan pada SAE sedangkan persentase penduduk miskin merupakan data kontinu. Untuk menangani data kontinu dapat digunakan metode EBLUP pada SAE (Rao, 2003).

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya bahwa dengan memasukkan aspek spasial dalam metode EBLUP dikenal sebagai metode *Spatial* EBLUP. Metode ini memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan metode estimasi langsung maupun EBLUP (Pratesi dan Salvati, 2008). Untuk mendapatkan MSE pada *Spatial* EBLUP selain menggunakan pendekatan analitis (*analytical approximations*) dapat juga menggunakan prosedur *parametric bootstrap* yang merupakan salah satu teknik *resampling*. Prosedur *parametric bootstrap* memiliki konsep yang sederhana dan lebih mudah diaplikasikan untuk model statistik yang kompleks. Selain itu juga memerlukan sedikit asumsi dan lebih andal untuk *small area* dengan ukuran sampel terbatas (Molina *et al.*, 2008).

Dengan demikian metode SAE pendekatan *Spatial* EBLUP dengan *parametric bootstrap* sebagai prosedur estimasi MSE menjadi pilihan untuk mengatasi masalah estimasi persentase penduduk miskin. Berdasarkan hal tersebut dapat diidentifikasi beberapa permasalahan dalam penelitian ini sebagai berikut.

- a. Bagaimana mendapatkan prosedur *parametric bootstrap* untuk estimasi MSE pada metode *Spatial* EBLUP?
- b. Dengan memanfaatkan informasi tambahan dari PODES 2011 dan SP 2010 yang berbasis area, bagaimana estimasi persentase penduduk miskin tingkat desa di Kabupaten Pati menggunakan metode *Spatial* EBLUP dengan matriks pembobot spasial *customized contiguity* lapangan usaha utama?

- c. Bagaimana memilih estimator yang baik untuk ukuran kemiskinan tingkat desa di Kabupaten Pati, apakah metode *Spatial* EBLUP memberikan estimasi yang lebih baik dibandingkan metode estimasi langsung?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut.

- a. Mendapatkan prosedur *parametric bootstrap* untuk estimasi MSE metode *Spatial* EBLUP.
- b. Mendapatkan estimasi ukuran kemiskinan tingkat desa di Kabupaten Pati menggunakan metode *Spatial* EBLUP dengan matriks pembobot spasial *customized contiguity* lapangan usaha utama.
- c. Mendapatkan estimator yang baik dengan kriteria nilai MSE dan RRMSE.

### 1.4 Batasan Masalah

Batasan yang ada dalam penelitian ini sebagai berikut.

- a. Model SAE yang digunakan merupakan model berbasis area.
- b. Penghitungan rata-rata anggota rumah tangga dilakukan baik untuk rumah tangga biasa maupun rumah tangga khusus.
- c. Penghitungan persentase penduduk bekerja mencakup penduduk usia 10 tahun ke atas.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut.

1. Bagi Pemerintah Kabupaten Pati bisa menjadi referensi dan bahan evaluasi keberhasilan pembangunan serta membantu program kebijakan yang berkaitan dengan pengentasan kemiskinan yang efektif di Kabupaten Pati.
2. Bagi BPS dapat memberikan metode alternatif dalam estimasi ukuran kemiskinan pada *small area*.
3. Bagi Perkembangan Ilmu Pengetahuan dapat memperluas wawasan mengenai SAE dengan pendekatan metode *Spatial* EBLUP dalam melakukan estimasi tidak langsung terhadap ukuran kemiskinan sampai tingkat desa.



## BAB 2

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 *Small Area Estimation* (SAE)

Model untuk *small area estimation* pertama kali dikembangkan oleh Fay dan Herriot (1979), untuk menduga pendapatan per kapita suatu area kecil (*small area*) berdasarkan data survei Biro Sensus Amerika Serikat (*U.S. Bureau of the Census*). Model ini selanjutnya dikenal dengan model Fay-Herriot yang merupakan model dasar bagi pengembangan pemodelan area kecil. Area kecil (*small area*) diartikan sebagai bagian wilayah populasi (*small domain*) baik berdasarkan geografi, ekonomi, sosial budaya, ataupun yang lainnya. Suatu area dikatakan kecil jika ukuran contoh dalam domain tersebut tidak cukup memadai untuk mendukung ketelitian estimator langsung. Nilai estimasi langsung pada area kecil merupakan estimator tak bias tetapi memiliki varian yang besar karena ketidakcukupan ukuran sampel (Rao, 2003). Estimator juga akan memiliki presisi yang rendah karena menghasilkan selang kepercayaan (*confidence intervals*) yang cukup lebar. Dengan demikian, nilai estimasi yang dihasilkan tidak dapat diandalkan (Rahman, 2008).

Agar estimasi langsung pada area kecil meningkat akurasi maka dapat menggunakan model statistik berupa *small area estimation* (SAE). SAE merupakan suatu metode yang digunakan untuk estimasi parameter pada area kecil dengan memanfaatkan informasi luar area, dalam area itu sendiri, dan luar survei (Longford, 2005). Estimasi parameter dan inferensinya yang menggunakan informasi tambahan tersebut dinamakan estimasi tidak langsung (*indirect estimation*). Metode ini secara statistik memiliki sifat meminjam kekuatan (*borrowing strength*) informasi mengenai hubungan antara variabel yang diamati dengan informasi yang ditambahkan, sehingga mengoptimalkan jumlah sampel yang kecil. Estimasi tidak langsung berdasarkan pada model implisit atau model eksplisit yang menyediakan suatu *link* yang menghubungkan area-area kecil melalui data tambahan (Rao, 2003).

Untuk mengembangkan model estimasi parameter area kecil terdapat dua ide utama yang digunakan, yaitu pertama model pengaruh tetap (*fixed effect model*) dimana keragaman di dalam area kecil variabel respon dapat diterangkan seluruhnya oleh hubungan keragaman yang bersesuaian pada informasi tambahan dan kedua model pengaruh acak area kecil (*random effect*) dimana asumsi keragaman spesifik area kecil tidak dapat diterangkan oleh informasi tambahan. Gabungan antara kedua model diatas membentuk model campuran (*mixed model*).

Menurut Rao (2003) penggunaan model SAE ini memberikan beberapa keuntungan yaitu:

1. Diagnostik model dapat digunakan untuk mendeteksi kecocokan dengan data, misalkan menggunakan analisis residual.
2. Pengukuran presisi spesifik area dapat diasosiasikan dengan setiap estimasi setiap area kecil.
3. Model linier campuran dengan pengaruh acak area spesifik tetap dapat dilakukan, demikian juga untuk struktur data yang cukup kompleks misalkan struktur data deret waktu atau spasial.
4. Pengembangan metode untuk model pengaruh acak dapat dimanfaatkan untuk mencapai akurasi dalam area kecil.

### 2.1.1 Model Area Kecil (*Small Area Model*)

Model dasar yang digunakan dalam SAE adalah model berbasis level area dan model berbasis level unit (Rao, 2003).

1. Model berbasis level area (*basic area level model*) yaitu model yang didasarkan pada ketersediaan data penyerta yang hanya ada untuk level area tertentu, misalkan  $\mathbf{x}_i = (x_{1i}, \dots, x_{pi})^T$  dengan  $\mathbf{x}_i$  adalah suatu vektor,  $i$  adalah banyaknya area dan  $p$  adalah banyaknya variabel penyerta, dan parameter yang akan diduga  $\theta_i$ , diasumsikan memiliki hubungan dengan  $\mathbf{x}_i$ . Data penyerta tersebut digunakan untuk membangun model:

$$\theta_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + z_i v_i, \quad i=1, \dots, n \quad (2.1)$$

dengan  $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$  merupakan vektor koefisien regresi berukuran  $p \times 1$  untuk variabel penyerta  $\mathbf{x}_i$ ,  $z_i$  adalah konstanta positif, dan  $v_i$  adalah pengaruh



acak (*random effect*) area spesifik yang diasumsikan berdistribusi  $v_i \sim iid N(0, \sigma_v^2)$ . Estimator  $\theta_i$ , dapat diketahui dengan mengasumsikan bahwa model estimator langsung  $y_i$  telah tersedia yaitu:

$$y_i = \theta_i + e_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (2.2)$$

dengan  $e_i \sim N(0, \sigma_{ei}^2)$  dan  $\sigma_{ei}^2$  diketahui.

Model SAE untuk level area terdiri atas dua komponen model yaitu model estimasi langsung dan estimasi tidak langsung sesuai dengan persamaan (2.1) dan model estimasi langsung sesuai persamaan (2.2). Jika kedua model tersebut digabungkan maka menghasilkan model gabungan:

$$y_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + z_i v_i + e_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (2.3)$$

Model persamaan (2.3) dikenal sebagai model Fay-Heriot, dimana variasi variabel respon di dalam area kecil diasumsikan dapat dijelaskan oleh hubungan variabel respon dengan informasi tambahan yang disebut model pengaruh tetap (*fixed effect model*). Selain itu terdapat komponen variasi spesifik *small area* yang tidak dapat dijelaskan oleh informasi tambahan dan disebut sebagai komponen pengaruh acak (*random effect model*) *small area*. Gabungan dari kedua model tersebut membentuk model campuran (*mixed model*).

2. Model berbasis level unit (*basic unit level model*) yaitu suatu model dimana variabel penyerta yang tersedia bersesuaian secara individu dengan variabel respon, misal  $\mathbf{x}_{ij} = (x_{ij1}, \dots, x_{ijp})^T$ , sehingga dapat dibangun suatu model regresi tersarang seperti pada persamaan (2.4).

$$y_{ij} = \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta} + u_i + e_{ij}, \quad i = 1, \dots, m \text{ dan } j = 1, \dots, M_i \quad (2.4)$$

dimana  $j$  adalah banyaknya rumah tangga pada area ke- $i$  dengan  $u_i \sim N(0, \sigma_u^2)$ , dan  $e_{ij} \sim N(0, \sigma_{eij}^2)$ .

Berdasarkan kedua model dasar di atas, penelitian ini menggunakan model berbasis level area (*basic area level model*) dengan persamaan (2.3).

### 2.1.2 *Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction*

Model SAE yang memasukkan korelasi spasial antar area pada awalnya diperkenalkan oleh Cressie (1991) seperti diacu oleh Pratesi dan Salvati (2008). Model tersebut mengasumsikan ketergantungan spasial mengikuti proses *Conditional Autoregressive* (CAR). Pratesi dan Salvati (2008) mengasumsikan bahwa ketergantungan spasial yang dimasukkan ke dalam komponen residual faktor random mengikuti proses *Simultaneous Autoregressive* (SAR). Model yang dikembangkan ini dikenal sebagai metode *Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction* (*Spatial EBLUP*). Model SAR sendiri pada awalnya diperkenalkan oleh Anselin (1988) sebagai regresi spasial yang berbasis area.

Persamaan (2.3) apabila dalam bentuk notasi matriks dapat dilihat pada persamaan (2.5).

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{v} + \mathbf{e} \quad (2.5)$$

$\mathbf{y}$  = vektor random variabel respon yang terobservasi dimana nilai observasinya disebut vektor data

$\mathbf{X}$  = matriks *full rank* berukuran  $m \times p$  variabel penyerta yang elemen-elemennya diketahui

$\boldsymbol{\beta}$  = vektor parameter bersifat *fixed* berukuran  $p \times 1$  yang tidak diketahui dan tidak terobservasi

$\mathbf{Z}$  = matriks berukuran  $m \times m$  yang diketahui positif konstan diperoleh dari  $\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{1}_p$  ( $\otimes$  merupakan *Kronecker product*)

$\mathbf{e}$  = vektor residual sampel

$\mathbf{v}$  = vektor pengaruh random area

dimana  $\mathbf{v}$  memenuhi persamaan:

$$\mathbf{v} = \rho \mathbf{W}\mathbf{v} + \mathbf{u} = (\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^{-1} \mathbf{u} \quad (2.6)$$

Savitz dan Raudenbush (2009) menyatakan bahwa  $\rho$  adalah koefisien autoregresif spasial yang menunjukkan kekuatan hubungan spasial antar pengaruh random. Nilai  $\rho$  berkisar antara -1 hingga 1. Nilai  $\rho > 0$  menunjukkan bahwa suatu area dengan nilai parameter yang tinggi cenderung dikelilingi oleh area lain dengan nilai parameter yang tinggi pula dan sebuah area dengan nilai parameter yang rendah dikelilingi oleh area dengan nilai parameter yang rendah pula. Nilai  $\rho < 0$  menunjukkan bahwa suatu area dengan nilai parameter yang tinggi dikelilingi oleh area lain dengan nilai parameter yang rendah, atau sebaliknya.  $\mathbf{W}$  adalah



matriks pembobot spasial yang menggambarkan struktur ketetanggaan area kecil dalam bentuk standarisasi baris. Vektor  $\mathbf{u}$  adalah vektor residual pengaruh random area dimana independen dengan rata-rata sama dengan nol dan varians  $\sigma_u^2 \mathbf{I}_m$  diketahui.  $\mathbf{I}$  adalah matriks identitas berukuran  $m \times m$ .

Dengan memasukkan persamaan (2.6) ke dalam persamaan (2.5) maka menghasilkan persamaan (2.7).

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u} + \mathbf{e} \quad (2.7)$$

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ 1 & x_{31} & x_{32} & \dots & x_{3p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mp} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_p \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1_m \end{pmatrix} \otimes \mathbf{1}_p$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1_m \end{pmatrix} - \rho \begin{pmatrix} 0 & w_{12} & w_{13} & \dots & w_{1m} \\ w_{21} & 0 & w_{23} & \dots & w_{2m} \\ w_{31} & w_{32} & 0 & \dots & w_{3m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{m1} & w_{m2} & w_{m3} & \dots & 0_{mm} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ \vdots \\ u_m \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ \vdots \\ e_m \end{pmatrix}$$

dimana  $\mathbf{e}$  = vektor residual sampel

Menurut Salvati (2004) model spasial adalah kasus khusus pada model linier campuran. Persamaan (2.8) merupakan matriks kovarians  $m \times m$  pada  $\mathbf{v}$  dan  $\mathbf{e}$  yang diasumsikan berdistribusi normal dan independen.

$$\mathbf{G} = \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W}^T)]^{-1} \quad (2.8)$$

Untuk matriks kovarians  $\mathbf{y}$  seperti terlihat pada persamaan (2.9).

$$\mathbf{V} = \mathbf{R} + \mathbf{ZGZ}^T \quad (2.9)$$

dengan  $\mathbf{V}$  adalah matriks kovarians  $\mathbf{y}$  dan  $\mathbf{R} = \boldsymbol{\psi}_i = \text{diag}(\psi_i)$ .

Apabila terdapat korelasi spasial pada random efek dengan koefisien autoregresif spasial ( $\rho$ ) dan komponen varians ( $\sigma_u^2$ ) maka  $\mathbf{V}$  mengikuti persamaan (2.10).

$$\mathbf{V} = \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z}\sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W}^T)]^{-1} \mathbf{Z}^T \quad (2.10)$$

Estimator *Spatial* BLUP untuk parameter  $\theta_i$  dengan  $\sigma_u^2$  dan  $\rho$  diketahui didapatkan dengan persamaan (2.11).

$$\begin{aligned}\tilde{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho) = & \mathbf{x}_i \hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{b}_i^T \{ \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W}^T)]^{-1} \mathbf{Z}^T \\ & \times \{ \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W}^T)]^{-1} \mathbf{Z}^T \}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}})\end{aligned}\quad (2.11)$$

dimana:  $\mathbf{b}_i^T$  = vektor berukuran  $1 \times m$  (0, 0, ..., 0, 1, 0, ..., 0) dengan 1 menunjuk pada lokasi ke- $i$ .

Nilai estimator  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dicari dengan metode *Generalized Least Squared* (GLS) menggunakan persamaan (2.12).

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{y} \quad (2.12)$$

Estimator *Spatial* BLUP ( $\tilde{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho)$ ) nilainya akan sama dengan BLUP jika  $\rho = 0$ . Menurut Pratesi dan Salvati (2008) untuk mendapatkan estimator *Spatial* EBLUP ( $\tilde{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})$ ) maka dilakukan dengan mengganti nilai  $\sigma_u^2$  dan  $\rho$  pada *Spatial* BLUP dengan estimatornya yaitu  $\hat{\sigma}_u^2$  dan  $\hat{\rho}$ .

Untuk estimasi  $\hat{\sigma}_u^2$  dan  $\hat{\rho}$  melalui prosedur *maximum likelihood* (ML) dilakukan beberapa tahapan. Asumsi  $\mathbf{v}$  dan  $\mathbf{e}$  berdistribusi normal maka  $\mathbf{y}$  juga berdistribusi normal sehingga dapat ditulis  $\mathbf{y} \sim N(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}, \mathbf{V})$ . Maka fungsi *likelihood*  $\mathbf{y}$  adalah:

$$L(\boldsymbol{\beta}, \sigma_u^2, \rho) = \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |\mathbf{V}|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})\right] \quad (2.13)$$

Berdasarkan fungsi pada persamaan (2.13) maka dapat dibentuk fungsi *log-likelihood* sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\ln L(\boldsymbol{\beta}, \sigma_u^2, \rho) &= l(\boldsymbol{\beta}, \sigma_u^2, \rho) \\ &= -\frac{1}{2} m \log 2\pi - \frac{1}{2} \log |\mathbf{V}| - \frac{1}{2} (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})\end{aligned}\quad (2.14)$$

Selanjutnya, dengan menggunakan turunan parsial pada matriks, fungsi *log-likelihood* diturunkan terhadap  $\sigma_u^2$  dan  $\rho$ . Berdasarkan Pratesi dan Salvati (2008) didapatkan turunan parsial fungsi  $l(\boldsymbol{\beta}, \sigma_u^2, \rho)$  terhadap  $\sigma_u^2$  dan  $\rho$  sebagai berikut.

$$\begin{aligned}s_{\sigma_u^2}(\boldsymbol{\beta}, \sigma_u^2, \rho) &= \frac{\partial l(\boldsymbol{\beta}, \sigma_u^2, \rho)}{\partial \sigma_u^2} \\ &= \frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T\} - \frac{1}{2} (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (-\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1}) (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})\end{aligned}$$



$$\begin{aligned}
s_{\sigma_u^2}(\boldsymbol{\beta}, \sigma_u^2, \rho) &= \frac{\partial l(\boldsymbol{\beta}, \sigma_u^2, \rho)}{\partial \rho} \\
&= -\frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \sigma_u^2 [-\mathbf{C}^{-1}(2\rho \mathbf{W} \mathbf{W}^T - 2\mathbf{W}) \mathbf{Z}^T] \\
&\quad - \frac{1}{2} (\mathbf{y} - \mathbf{X} \boldsymbol{\beta})^T (-\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \sigma_u^2 [-\mathbf{C}^{-1}(2\rho \mathbf{W} \mathbf{W}^T - 2\mathbf{W}) \mathbf{C}^{-1}] \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1}) (\mathbf{y} - \mathbf{X} \boldsymbol{\beta})\} \\
&\text{dengan } \mathbf{C} = [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W}^T)].
\end{aligned}$$

Turunan kedua  $-l(\boldsymbol{\beta}, \sigma_u^2, \rho)$  terhadap  $\sigma_u^2$  dan  $\rho$  adalah sebagai berikut.

$$\mathfrak{I}(\sigma_u^2, \rho) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T\} & \frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{A} \mathbf{Z}^T\} \\ \frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{A} \mathbf{Z} \mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T\} & \frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{A} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{A} \mathbf{Z}^T\} \end{bmatrix}$$

dengan  $\mathbf{A} = \sigma_u^2 [-\mathbf{C}^{-1}(2\rho \mathbf{W} \mathbf{W}^T - 2\mathbf{W}) \mathbf{C}^{-1}]$ .

Estimasi terhadap  $\sigma_u^2$  dan  $\rho$  melalui prosedur ML diperoleh secara iteratif menggunakan algoritma Nelder-Mead dan algoritma *scoring* yang dilakukan secara berurutan. Algoritma Nelder-Mead tidak bergantung pada pemilihan titik awal tetapi tidak terlalu efisien dan hasil yang diperoleh mendekati maksimum global, sedangkan algoritma *scoring* untuk mendapatkan fungsi yang maksimum memerlukan titik awal yang tepat. Dengan demikian prosedur algoritma Nelder-Mead digunakan untuk menentukan titik awal yang akan dipakai pada algoritma *scoring* (Salvati, 2004). Fungsi algoritma *scoring* yang digunakan mengacu pada persamaan (2.15).

$$\begin{bmatrix} \sigma_u^2 \\ \rho \end{bmatrix}^{(n+1)} = \begin{bmatrix} \sigma_u^2 \\ \rho \end{bmatrix}^n + [\mathfrak{I}(\sigma_u^{2(n)}, \rho^{(n)})]^{-1} \cdot s[\hat{\boldsymbol{\beta}}(\sigma_u^{2(n)}, \rho^{(n)}), \sigma_u^{2(n)}, \rho^{(n)}] \quad (2.15)$$

dimana  $n$  menunjukkan banyaknya iterasi.

Hasil estimasi terhadap  $\sigma_u^2$  dan  $\rho$  dapat diandalkan, dalam penggunaannya estimator tersebut bekerja dengan baik meskipun tidak berdistribusi normal (Jiang, 1996). Estimator  $\sigma_u^2$  dan  $\rho$  digunakan untuk mendapatkan rumus estimator *Spatial* EBLUP seperti pada persamaan (2.16).

$$\begin{aligned}
\tilde{\theta}_i^s(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) &= \mathbf{x}_i \hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{b}_i^T \{ \hat{\sigma}_u^2 [(\mathbf{I} - \hat{\rho} \mathbf{W})(\mathbf{I} - \hat{\rho} \mathbf{W}^T)]^{-1} \mathbf{Z}^T \\
&\quad \times \{ \text{diag}(\boldsymbol{\psi}_i) + \mathbf{Z} \hat{\sigma}_u^2 [(\mathbf{I} - \hat{\rho} \mathbf{W})(\mathbf{I} - \hat{\rho} \mathbf{W}^T)]^{-1} \mathbf{Z}^T \}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}}) \}
\end{aligned} \quad (2.16)$$

Berdasarkan Salvati (2004) estimator *mean square error* (MSE) untuk *Spatial* EBLUP dengan pengaruh random area dan residual berdistribusi normal dicari dengan cara sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \text{MSE}[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\omega})] &= \text{MSE}[\tilde{\theta}_i^S(\omega)] + E\{[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\omega}) - \tilde{\theta}_i^S(\omega)]^2\} \\ &\approx [g_{1i}(\omega) + g_{2i}(\omega)] + g_{3i}(\omega) \end{aligned}$$

dimana:  $\omega = (\omega_1, \omega_2)^T = (\sigma_u^2, \rho)^T$

Perhitungan  $g_{1i}(\omega)$  dan  $g_{2i}(\omega)$  dengan persamaan (2.17) dan (2.18).

$$g_{1i}(\omega) = \mathbf{b}_i^T [\mathbf{G}(\omega) - \mathbf{G}(\omega)\mathbf{V}^{-1}(\omega)]\mathbf{b}_i \quad (2.17)$$

$$g_{2i}(\omega) = \mathbf{b}_i^T [\mathbf{I}_m - \mathbf{G}(\omega)\mathbf{V}^{-1}(\omega)]\mathbf{X}(\mathbf{X}^T\mathbf{V}^{-1}(\omega)\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T[\mathbf{I}_m - \mathbf{V}^{-1}(\omega)\mathbf{G}(\omega)]\mathbf{b}_i \quad (2.18)$$

Untuk  $g_{3i}(\omega)$  tidak mungkin didapatkan dengan persamaan eksak dikarenakan EBLUP  $\tilde{\theta}_i(\hat{\omega})$  tidak linier di dalam data vektor  $\mathbf{y}$ . Untuk itu terdapat prosedur alternatif untuk mendapatkan nilai MSE *Spatial* EBLUP  $\tilde{\theta}_i^S(\hat{\omega})$  yaitu dengan teknik *resampling* menggunakan *bootstrap*. Pendekatan *bootstrap* yang ditawarkan berikut dapat mengestimasi langsung MSE *Spatial* EBLUP maupun hanya untuk estimasi  $g_{3i}(\omega)$  (Molina *et al.*, 2008).

Dalam penelitian ini, perhitungan untuk memperoleh MSE *Spatial* EBLUP dilakukan dengan prosedur *parametric bootstrap* dari Gonz  les-Manteiga *et al.* (2008) seperti diacu oleh Molina *et al.* (2008). Prosedur tersebut menggunakan persamaan (2.19).

$$\text{MSE}[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\omega})] = B^{-1} \sum_{b=1}^B [\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\omega}^{*(b)}) - \theta_i^{*(b)}]^2 \quad (2.19)$$

Omrani, Gerber, dan Bousch (2009) yang diacu Harnomo (2011) melakukan estimasi pengangguran untuk area kecil melalui pendekatan metode *generalized regression* (GREG) dan EBLUP. Kemudian kedua metode tersebut dibandingkan untuk melihat ukuran performa yaitu akurasi dan kompleksitas design sampling. Untuk melihat akurasinya diukur dengan menghitung MSE, sedangkan untuk melihat kompleksitas rancangan pengambilan sampel dengan menghitung efek rancangannya. Dalam berbagai studi yang dilakukan ketika membandingkan antara hasil estimasi melalui estimasi langsung dan estimasi tidak langsung, ternyata estimasi area kecil yang merupakan estimasi tidak langsung memberikan hasil yang lebih baik (Pfeffermann, 2013).



Estimasi tidak langsung akan memiliki akurasi dan presisi yang lebih baik dibandingkan dengan estimasi langsung apabila didukung oleh keragaman *sampling error* yang kecil dan cenderung homogen dengan melihat nilai RRMSE (*Relative Root Mean Square Error*) yang cenderung lebih kecil. Sehingga nilai RRMSE bisa digunakan untuk membandingkan hasil antara estimasi langsung dan estimasi tidak langsung (Rao, 2003). Nilai MSE pada metode estimasi langsung didapatkan melalui persamaan (2.20). Nilai RRMSE diperoleh setelah mendapatkan nilai MSE melalui persamaan (2.21).

$$\text{MSE}(\hat{\theta}_i) = \frac{s_i^2}{d_i} \quad (2.20)$$

dimana:

$s_i^2$  = varians angka kemiskinan desa ke- $i$

$d_i$  = jumlah penduduk miskin desa ke- $i$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$

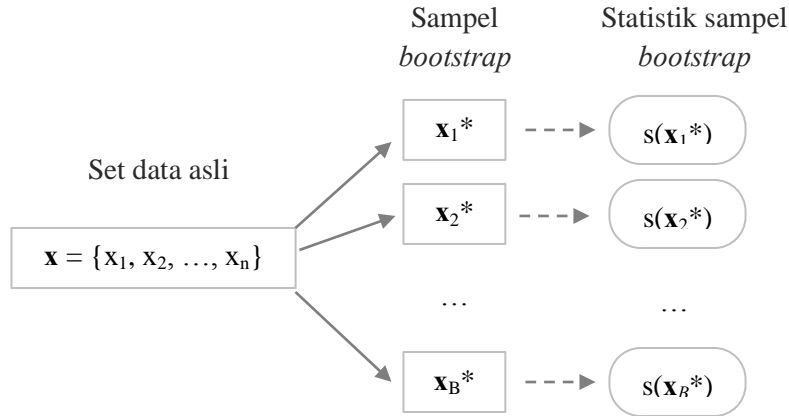
$$\text{RRMSE}(\hat{\theta}_i) = \frac{\sqrt{\text{MSE}(\hat{\theta}_i)}}{\hat{\theta}_i} \times 100\% \quad (2.21)$$

### 2.1.3 Bootstrap

Metode berbasis komputasi yang merupakan salah satu teknik non parametrik dan resampling untuk mengestimasi standar error  $\hat{\theta}$  disebut dengan *bootstrap*. *Bootstrap* adalah sebuah metode simulasi berdasarkan data sebagai alternatif metode eksak ketika distribusi sampling suatu statistik tidak diketahui atau sulit ditemukan (Efron, 1979).

Jika  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  adalah suatu vektor yang menyatakan suatu sampel data dari populasi dengan fungsi distribusi yang tidak diketahui yang memiliki statistik  $s(\mathbf{x})$ , maka simulasi *bootstrap* didasarkan pada set data baru  $\mathbf{x}^* = x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*$  yang merupakan sampel random yang diambil dengan pengembalian dari suatu populasi  $n$  obyek pengamatan. Dengan kata lain, set data *bootstrap*  $\mathbf{x}_1^*, \mathbf{x}_2^*, \dots, \mathbf{x}_B^*$  terdiri atas kombinasi set data asli  $x_1, x_2, \dots, x_n$  dengan beberapa sampel yang muncul sekali, dua kali, dan seterusnya atau bahkan tidak muncul sama sekali.

Algoritma *bootstrap* diawali dengan membangkitkan  $B$  buah sampel yang saling bebas masing-masing berukuran  $n$ , yaitu  $\mathbf{x}_1^*, \mathbf{x}_2^*, \dots, \mathbf{x}_B^*$ , sehingga diperoleh statistik dari replikasi sebanyak  $B$  tersebut  $s(\mathbf{x}_b^*)$  dengan  $b = 1, 2, \dots, B$ . Jika  $s(\mathbf{x})$  adalah rata-rata data pengamatan, maka  $s(\mathbf{x}_b^*)$  adalah rata-rata data sampel *bootstrap*. Ilustrasi proses *bootstrap* disajikan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Skema Prosedur *Bootstrap*

Langkah-langkah untuk mengestimasi *bootstrap standard error* antara lain:

- Menentukan sampel bebas *bootstrap*  $\mathbf{x}_1^*, \mathbf{x}_2^*, \dots, \mathbf{x}_B^*$  dimana masing-masing sampel terdiri atas  $n$  data yang diambil dari set data aslinya dengan pengembalian.
- Mengevaluasi replikasi pada setiap sampel *bootstrap* yang terbentuk.  $\hat{\theta}_b^* = s(\mathbf{x}_b^*)$ ,  $b=1, 2, \dots, B$  dimana merupakan nilai rata-rata set data hasil *bootstrap* dengan mengikuti persamaan (2.22).

$$s(\mathbf{x}_b^*) = \bar{\mathbf{x}}^* = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^* \quad (2.22)$$

- Mengestimasi *standard error*  $\hat{\theta}$  sebanyak  $B$  replikasi dengan persamaan (2.23).

$$se(\hat{\theta}_b^*) = \left\{ \frac{\sum_{b=1}^B (\hat{\theta}_b^* - \hat{\theta}^*)^2}{(B-1)} \right\}^{1/2} \quad (2.23)$$

dimana:  $b = 1, 2, \dots, B$  dan  $\hat{\theta}^* = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{\theta}_b^*$

Estimator selang  $\theta$  diperoleh dengan pendekatan persentil. Setelah diperoleh  $\hat{\theta}_b^*$  untuk setiap replikasi, lalu diurutkan sehingga  $\hat{\theta}_1^* \leq \hat{\theta}_2^* \leq \dots \leq \hat{\theta}_B^*$ . Maka batas atas dan bawah selang kepercayaannya mengikuti persamaan (2.24).

$$[\hat{\theta}_{low}^*, \hat{\theta}_{up}^*] = [\hat{\theta}_{B,(\alpha/2)}^*, \hat{\theta}_{B,(1-\alpha/2)}^*] \quad (2.24)$$

Untuk  $B = 1000$  dan  $\alpha = 5\%$ , maka batas bawah selang kepercayaan adalah elemen ke-25 dan batas atas selang kepercayaan adalah elemen ke-975 dari barisan  $\hat{\theta}_b^*$  yang telah diurutkan (Schmidheiny, 2012).

Pendekatan paling sederhana dalam uji hipotesis *bootstrap* adalah dengan menghitung taksiran *p-value*. Dengan  $H_0: \hat{\theta} = \theta$ , jika dari suatu himpunan  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  diperoleh statistik  $\theta$ , maka suatu himpunan suatu data *bootstrap* ke- $b$  yaitu  $\mathbf{x}_b^*$ ,  $b = 1, 2, \dots, B$  yang diambil dari data asli dengan pengembalian berukuran  $n$ , memiliki statistik uji  $\hat{\theta}_b^*$ ,  $b = 1, 2, \dots, B$ . Berdasarkan nilai  $\hat{\theta}$  dan  $\hat{\theta}_1^*, \hat{\theta}_2^*, \dots, \hat{\theta}_B^*$  nilai *bootstrap p-value* seperti pada persamaan (2.25) atau (2.26).

$$\hat{p}^* = \frac{\#\{\hat{\theta}_b^* \geq \hat{\theta}, b=1, 2, \dots, B\}}{B} \quad (2.25)$$

atau

$$\hat{p}^* = \frac{\text{banyaknya } \{\hat{\theta}_b^* \geq \hat{\theta}\}}{B} \quad (2.26)$$

Jika nilai *p-value* kurang dari taraf signifikan  $\alpha$ , maka  $H_0$  ditolak.

#### 2.1.4 Parametric Bootstrap Spatial EBLUP

Pemodelan *Simultaneous Autoregressive* (SAR) seperti pada persamaan (2.7) dengan data asli  $\mathbf{y}_i = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$  digunakan untuk mengestimasi  $\hat{\omega} = (\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})$  dan  $\hat{\beta} = \tilde{\beta}(\hat{\omega})$  melalui prosedur *maximum likelihood* (ML). Vektor  $\mathbf{t}_1^*$  dibentuk dengan elemen sebanyak  $n$  saling bebas di bawah distribusi  $N(0,1)$ . Langkah berikutnya membentuk vektor  $\mathbf{u}^* = \hat{\sigma}_u \mathbf{t}_1^*$  dan  $\mathbf{v}^* = (\mathbf{I}_m - \hat{\rho}\mathbf{W})^{-1} \mathbf{u}^*$  dan menghitung *bootstrap*  $\boldsymbol{\theta}^* = \mathbf{X}\hat{\beta} + \mathbf{v}^*$  dengan menganggap  $\hat{\beta}$  dan  $\hat{\omega}$  sebagai *true value* parameter.



Vektor  $\mathbf{t}_2^*$  juga dibentuk dengan elemen sebanyak  $m$  saling bebas di bawah distribusi  $N(0,1)$ . Vektor ini juga saling bebas terhadap vektor  $\mathbf{t}_1^*$ . Selain itu dibentuk juga vektor random error  $\mathbf{e}^* = \Psi^{1/2} \mathbf{t}_2^*$ . Selanjutnya membentuk *bootstrap* data model  $\mathbf{y}^* = \boldsymbol{\theta}^* + \mathbf{e}^* = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{v}^* + \mathbf{e}^*$ . Dengan menganggap  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  sebagai *true value*  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\boldsymbol{\omega}$ , modelkan *bootstrap* data  $\mathbf{y}^*$  sesuai persamaan (2.7). Untuk mengestimasi nilai  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  didasarkan pada *bootstrap* data  $\mathbf{y}^*$ , estimator  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dihitung dari nilai  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  mengacu persamaan (2.12) sehingga didapatkan persamaan berikut.

$$\tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}) = (\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\omega}}) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\omega}}) \mathbf{y}^* \quad (2.27)$$

Selanjutnya estimator  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^*$  dihitung berdasarkan pada  $\mathbf{y}^*$ . Untuk estimator  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dihitung dengan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^*$  akan didapatkan  $\tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*)$ . Estimator yang didapatkan disebut sebagai estimator *bootstrap*.

Untuk menghitung *bootstrap Spatial* BLUP dari *bootstrap* data  $\mathbf{y}^*$  dan menganggap  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  sebagai *true value*  $\boldsymbol{\omega}$  mengacu persamaan (2.11) sehingga didapatkan persamaan berikut.

$$\tilde{\theta}_i^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}) = \mathbf{x}_i^T \tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}) + \mathbf{b}_i^T \mathbf{G}(\hat{\boldsymbol{\omega}}) \mathbf{V}(\hat{\boldsymbol{\omega}})^{-1} [\mathbf{y}^* - \mathbf{X} \tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}})]$$

Selanjutnya dihitung *bootstrap Spatial* EBLUP menggunakan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^*$  untuk menggantikan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  mengacu persamaan (2.16) sehingga didapatkan persamaan berikut.

$$\tilde{\theta}_i^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*) = \mathbf{x}_i^T \tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*) + \mathbf{b}_i^T \mathbf{G}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*) \mathbf{V}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*)^{-1} [\mathbf{y}^* - \mathbf{X} \tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*)]$$

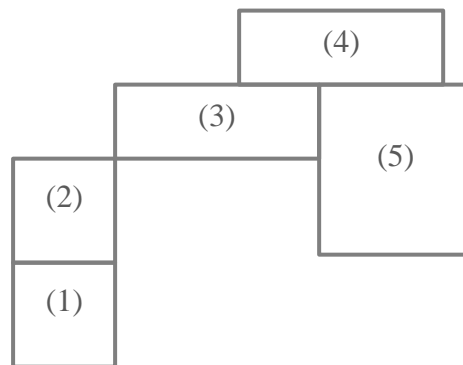
Dengan mengulangi langkah sebelumnya sebanyak  $B$ , pada replikasi *bootstrap* yang ke- $b$  didapatkan  $\theta_i^{*(b)}$  sebagai nilai untuk area ke- $i$ ,  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{*(b)}$  sebagai estimasi *bootstrap*  $\boldsymbol{\omega}$ ,  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\boldsymbol{\omega}})$  sebagai *bootstrap Spatial* BLUP dan  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^{*(b)})$  sebagai *bootstrap Spatial* EBLUP untuk area ke- $i$ . Dengan demikian nilai estimator *bootstrap* MSE *Spatial* EBLUP didapatkan sesuai dengan persamaan (2.19).

$$\text{mse}^{\text{PB}}[\tilde{\theta}_i] = B^{-1} \sum_{b=1}^B [\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^{*(b)}) - \theta_i^{*(b)}]^2$$

dimana  $b = 1, 2, \dots, B$ .

### 2.1.5 Matriks Pembobot Spasial

Lesage (1998) menyatakan bahwa matriks pembobot spasial pada dasarnya merupakan matriks ketergantungan spasial (*contiguity*) dengan notasi **W**. Matriks ketergantungan spasial adalah matriks yang menggambarkan hubungan antar daerah dan diperoleh berdasarkan informasi jarak atau ketetanggaan. Matriks **W** ini adalah matriks yang sudah distandarkan dimana jumlah tiap barisan sama dengan satu (1) dan diagonal matriks ini umumnya diisi dengan nilai nol (0). Dimensi matriks ini adalah  $m \times m$ , dimana  $m$  adalah banyaknya observasi atau banyaknya unit lintas individu. Ilustrasi untuk persinggungan antar daerah berdasarkan informasi ketetanggaan disajikan pada Gambar 2.2 (Lesage, 1998).



Gambar 2.2 Ilustrasi Persinggungan (*Contiguity*)

Beberapa metode dalam mendefinisikan persinggungan (*contiguity*) dalam membentuk matriks pembobot spasial yang berbasis geografis antara lain: *Linear Contiguity*, *Rook Contiguity*, *Bishop Contiguity*, *Double Linear Contiguity*, *Double Rook Contiguity*, dan *Queen Contiguity*. Pada pemodelan regresi spasial apabila suatu wilayah mempunyai bentuk yang tidak simetris seperti wilayah administratif, maka metode yang sesuai digunakan adalah *rook* dan *queen contiguity* dan akan menghasilkan matriks pembobot yang sama (Winarno, 2009).

Konsep persinggungan untuk *queen contiguity* mendefinisikan nilai 1 untuk daerah yang persinggungan sisi dan sudutnya bertemu dengan daerah yang sedang diamati. Nilai 0 untuk daerah lainnya. Metode ini akan memberikan nilai 1 jika wilayah- $i$  bertetangga langsung atau berhimpit dengan wilayah- $j$  dan 0 jika wilayah- $i$  tidak bertetangga langsung dengan wilayah- $j$ . Berdasarkan Gambar 2.2,

apabila daerah 3 menjadi perhatian, maka  $w_{23} = 1$ ,  $w_{34} = 1$ , dan  $w_{35} = 1$  sedangkan yang lain bernilai 0. Sehingga matriks pembobot spasial yang terbentuk adalah:

$$w_0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

dimana baris dan kolom menyatakan daerah yang ada pada peta. Matriks pembobot spasial adalah matriks simetris dengan kaidah bahwa diagonal utama selalu bernilai nol. Dalam penggunaannya dilakukan standarisasi baris sehingga jumlah setiap baris sama dengan satu.

$$w_0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{3} & 0 & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \end{bmatrix}$$

Matriks pembobot spasial berbasis geografis tersebut tidak dapat digunakan dalam penelitian ini. Hal ini dikarenakan tidak semua desa dalam satu kabupaten menjadi unit observasi sehingga terdapat desa yang tidak memiliki persinggungan atau kedekatan secara geografis dengan desa yang lain. Hal ini menyebabkan tidak bisa dilakukan standarisasi baris matriks pembobot spasial.

Pembobot spasial tidak hanya karena persinggungan secara geografis. Persinggungan dapat dipilih dari aspek yang secara teori berkaitan langsung dengan konsep permasalahannya. Hal tersebut dapat berupa aksesibilitas maupun kesamaan karakteristik sosial ekonomi (Anselin, 1988). Persinggungan ini dikenal dengan pembobot spasial *customized contiguity*. Dengan demikian dalam penelitian ini akan menggunakan matriks pembobot *customized* dengan pendekatan lapangan usaha utama pada setiap desa. Pembobot *customized* dibentuk dengan memperhitungkan kesamaan lapangan usaha utama masing-masing desa. Misalnya, untuk wilayah-i dan wilayah-j apabila memiliki kesamaan lapangan usaha utama maka berkode satu (1) dan apabila tidak sama lapangan usaha utama berkode nol (0).



Lapangan usaha utama penduduk adalah sektor atau bidang usaha di mana sebagian besar penduduk desa/ kelurahan memperoleh penghasilan/ pendapatan (BPS, 2011). Sebagian besar penduduk miskin tinggal di pedesaan dan mempunyai mata pencaharian di sektor pertanian (*World Bank*, 2013). Islam (2003) melakukan penelitian di 23 negara berkembang dan menyatakan bahwa kemiskinan akan meningkat sejalan dengan meningkatnya persentase tenaga kerja di sektor pertanian. Fakta lain juga menunjukkan bahwa lebih dari dua pertiga penduduk termiskin di dunia menetap di wilayah pedesaan yang penghidupan pokoknya bersumber dari pola pertanian subsisten (Todaro dan Smith, 2003). Keterkaitan lapangan usaha dengan kemiskinan juga tercermin dalam penelitian Cameron (2000) yang menyimpulkan bahwa pengurangan kemiskinan di Jawa diasosiasikan dengan peningkatan pendapatan yang didapat pekerja di luar pertanian (sektor industri).

Lee dan Wong (2001) menyebutkan bahwa matriks ketergantungan dengan *connectivity matrix* yang dinotasikan dengan  $C$  serta  $c_{ij}$  sebagai nilai dalam matriks baris ke- $i$  dan kolom ke- $j$  yang kemudian digunakan untuk penghitungan matriks pembobot spasial  $W$ . Matriks pembobot spasial pada baris ke- $i$  dan kolom ke- $j$  adalah  $W_{ij}$  dengan mengikuti persamaan (2.28).

$$W_{ij} = \frac{c_{ij}}{\sum_{i=j=1}^n c_{ij}} \quad (2.28)$$

### 2.1.6 Uji Autokorelasi Spasial

Untuk mendeteksi autokorelasi atau dependensi spasial pada variabel respon, Cliff dan Ord (1981) yang diacu Pratesi dan Salvati (2008) menggunakan uji statistik spasial yaitu statistik *Moran's I*. Anselin (1988) menyatakan bahwa koefisien *Moran's I* merupakan pengembangan korelasi *pearson* pada data runtun waktu (*time series*). Korelasi *pearson* ( $r$ ) antara variabel  $x$  dan  $y$  dengan banyak data  $m$  dirumuskan dengan persamaan (2.29).

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\left( \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (2.29)$$

dimana  $\bar{x}$  dan  $\bar{y}$  pada persamaan korelasi *pearson* merupakan rata- rata sampel variabel x dan y. Korelasi *pearson* (r) mengukur apakah variabel x dan y saling berkorelasi. *Moran's I* mengukur korelasi dalam satu variabel misal y dengan banyak data sebesar m, maka formula *Moran's I* untuk matriks pembobot spasial yang telah distandarisasikan adalah sebagai berikut.

$$I_{Ms} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.30)$$

$$E(I_{Ms}) = I_0 = -\frac{1}{m-1} \quad (2.31)$$

$$\text{Var}(I_{Ms}) = \frac{n^2 S_1 - n S_2 + 3 S_0^2}{(n^2 - 1) S_0^2} - \left[ \frac{-1}{m-1} \right]^2 \quad (2.32)$$

dengan

$$S_0 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m w_{ij}, S_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (w_{ij} + w_{ji})^2, S_2 = \sum_{i=1}^m (w_{io} + w_{oi})^2$$

$$w_{io} = \sum_{i=1}^m w_{ij}, w_{oi} = \sum_{j=1}^m w_{ji}, k = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^4}{\left( \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 \right)^2}$$

Koefisien *Moran's I* ( $I_{MS}$ ) digunakan untuk uji dependensi spasial atau autokorelasi antar amatan atau lokasi. Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0 : I_{MS} = 0$  (tidak ada autokorelasi antar lokasi)

$H_1 : I_{MS} \neq 0$  (ada autokorelasi antar lokasi)

Statistik uji (Cliff dan Ord dalam Lesage, 1998) disajikan pada persamaan (2.33).

$$Z_{hitung} = \frac{I_{Ms} - E(I_{Ms})}{\sqrt{\text{var}(I_{Ms})}} \quad (2.33)$$

Keterangan:

$w_{ij}$  = nilai dalam matriks pembobot spasial baris ke-i dan kolom ke-j

$y_i$  = nilai variabel y ke-i ( $i= 1, 2, \dots, m$ )

$y_j$  = nilai variabel y ke-j ( $j= 1, 2, \dots, m$ )

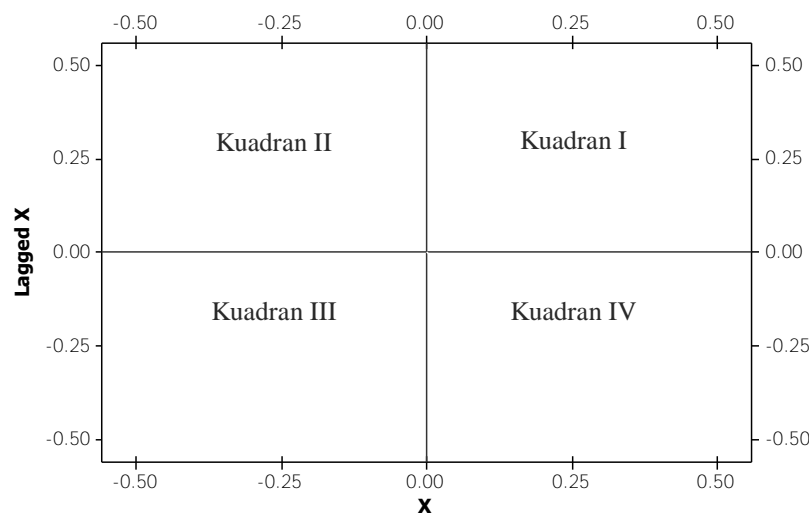
$\bar{y}$  = rata-rata nilai variabel  $y$

$\text{var}(I_{MS})$  = varians Moran's I

$E(I_{MS})$  = *expected value* Moran's I

Pengambilan keputusan:  $H_0$  ditolak jika  $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ .

Nilai indeks  $I_{MS}$  adalah antara -1 dan 1. Apabila  $I_{MS} > I_0$  maka data memiliki autokorelasi positif, jika  $I_{MS} < I_0$  maka data memiliki autokorelasi negatif. Pola pengelompokan dan penyebaran antar lokasi dapat juga disajikan dengan Moran's *Scatter Plot*. Moran's *Scatter Plot* menunjukkan hubungan antara nilai amatan pada suatu lokasi (distandarisasi) dengan rata-rata nilai amatan lokasi-lokasi yang bertetangga dengan lokasi bersangkutan (Lee dan Wong, 2001).



Gambar 2.3 Moran's I *Scatter Plot*

*Scatter Plot* tersebut terdiri atas empat kuadran, yaitu kuadran I, II, III, dan IV. Lokasi-lokasi yang banyak berada di kuadran I dan III cenderung memiliki autokorelasi positif, sedangkan lokasi-lokasi yang banyak berada di kuadran II dan IV cenderung memiliki autokorelasi negatif. Berdasarkan Gambar 2.3 dapat dijelaskan untuk masing-masing kuadran:

- Kuadran I (*High-High*)

Menunjukkan lokasi yang mempunyai nilai amatan tinggi dikelilingi oleh lokasi yang mempunyai nilai amatan tinggi.



- Kuadran II (*Low-High*)

Menunjukkan lokasi yang mempunyai nilai amatan rendah dikelilingi oleh lokasi yang mempunyai nilai amatan tinggi.

- Kuadran III (*Low-Low*)

Menunjukkan lokasi yang mempunyai nilai amatan rendah dikelilingi oleh lokasi yang mempunyai nilai amatan rendah.

- Kuadran IV (*High-Low*)

Menunjukkan lokasi yang mempunyai nilai amatan tinggi dikelilingi oleh lokasi yang mempunyai nilai amatan rendah.

### 2.1.7 Uji Asumsi Kenormalan

Pengujian distribusi data dilakukan untuk mengetahui kesesuaian antara pola distribusi data yang diamati dengan pola distribusi yang dipilih. Beberapa metode yang sering digunakan untuk pengujian distribusi data adalah uji Kolmogorov-Smirnov (KS), uji Anderson-Darling (AD) dan uji Pearson's Chi-Square. Uji Kolmogorov-Smirnov dan Anderson-Darling didasarkan pada pendekatan *Cumulative Distribution Function* (CDF), sedangkan uji Pearson's Chi-Square didasarkan pada *Probability Distribution Function* (PDF).

Pada penelitian ini digunakan uji Anderson-Darling untuk pengujian distribusi data residual model. Salah satu alasan digunakannya uji Anderson-Darling adalah bahwa uji ini lebih fleksibel daripada uji Kolmogorov-Smirnov (Anderson dan Darling, 1952). Hal ini karena uji Anderson-Darling merupakan modifikasi uji Kolmogorov-Smirnov dimana dilakukan penggabungan fungsi bobot sehingga uji Anderson-Darling menjadi lebih fleksibel.

Formula hipotesis uji Anderson-Darling untuk uji kenormalan adalah:

$H_0$  : Residual mengikuti pola fungsi distribusi normal

$H_1$  : Residual tidak mengikuti pola fungsi distribusi normal

Menurut Anderson-Darling (1954), misal  $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(m)}$  dimana  $m$  adalah banyaknya pengamatan, maka statistik ujinya mengikuti persamaan (2.34).

$$q_m^2 = -m - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (2i-1) [\log u_i + \log (1-u_{m-i+1})] \quad (2.34)$$

dimana  $u_i = F(x_i)$  adalah fungsi distribusi kumulatif normal. Nilai kritis uji Anderson-Darling dirumuskan dengan persamaan (2.35).

$$CV = \frac{0,752}{1 + \frac{0,75}{m} + \frac{2,25}{m^2}} \quad (2.35)$$

dimana CV (*Critical Value*) adalah nilai kritis.  $H_0$  ditolak jika  $q_m^2 > CV$ . Keputusan juga bisa diambil melalui perbandingan nilai *P-value* dengan tingkat kesalahan yang digunakan ( $\alpha$ ). Apabila nilai *P-value*  $< \alpha$  maka  $H_0$  ditolak.

## 2.2 Kemiskinan

Menurut *World Bank* (2000) dalam BPS dan *World Bank Institute* (2002) kemiskinan dinyatakan sebagai tidak adanya kesempatan meraih kesejahteraan. Kesejahteraan dapat diukur dari kekayaan yang dimiliki seseorang, kesehatan, gizi, pendidikan, aset, perumahan, dan hak-hak tertentu dalam masyarakat seperti kebebasan berbicara. Kemiskinan juga merupakan kurangnya kesempatan atau peluang, ketidakberdayaan, serta kerentanan dalam bidang ekonomi, pendidikan, kesehatan, ketenagakerjaan, dan sebagainya.

Kemiskinan adalah kondisi kehidupan yang serba kekurangan yang dialami seseorang yang pengeluaran per kapitanya selama sebulan tidak cukup untuk memenuhi kebutuhan standar hidup minimum. Kebutuhan standar hidup minimum digambarkan dengan garis kemiskinan (GK), yaitu batas minimum pengeluaran per kapita per bulan untuk memenuhi kebutuhan minimum makanan dan non makanan (BPS dan *World Bank Institute*, 2002).

Batas kecukupan minimum makanan mengacu pada Widya Karya Nasional Pangan dan Gizi pada tahun 1978, yaitu besarnya rupiah yang dikeluarkan untuk makanan yang memenuhi kebutuhan minimum energi 2100 kalori per kapita per hari, sedangkan kebutuhan minimum non makanan mencakup pengeluaran untuk perumahan, penerangan, bahan bakar, pakaian, pendidikan, kesehatan, transportasi, barang-barang tahan lama serta barang dan jasa esensial lainnya. Persentase penduduk miskin atau *head count index* (HCI) dapat dilihat melalui jumlah penduduk yang berada di bawah dengan GK (BPS, 2014).

### 2.2.1 Ukuran Kemiskinan

Terdapat beberapa kriteria ukuran kemiskinan yang diinginkan, yang telah diterima secara luas oleh para ekonom pembangunan, yaitu: anonimitas, independensi populasi, monotonisitas, dan sensitivitas distribusional. Prinsip anonimitas mengatakan bahwa ukuran kemiskinan seharusnya tidak tergantung pada siapa yang mendapatkan pendapatan yang lebih tinggi; dengan kata lain, ukuran tersebut tidak tergantung pada apa yang kita yakini sebagai manusia yang lebih baik, apakah itu orang kaya atau orang miskin. Prinsip independensi populasi menyatakan bahwa pengukuran kemiskinan seharusnya tidak didasarkan pada jumlah penerima pendapatan (jumlah penduduk). Prinsip monotonisitas berarti bahwa jika kita memberi sejumlah uang kepada seseorang yang berada di bawah GK, jika semua pendapatan yang lain tetap maka kemiskinan yang terjadi tidak mungkin lebih tinggi daripada sebelumnya. Prinsip sensitivitas distribusional menyatakan bahwa dengan semua hal lain konstan, jika kita mentransfer pendapatan dari orang miskin ke orang kaya, maka akibatnya perekonomian akan menjadi lebih miskin (Todaro dan Smith, 2003).

Foster, Greer, dan Thorbecke (1984) merumuskan suatu ukuran yang digunakan untuk mengukur tingkat kemiskinan, yaitu:

$$P_a = \frac{1}{f} \sum_{i=1}^d \left[ \frac{GK - h_i}{GK} \right]^a \quad (2.36)$$

$a = 0, 1, 2$

$GK$  = Garis kemiskinan

$h_i$  = Rata-rata pengeluaran per kapita sebulan penduduk yang berada di bawah garis kemiskinan ( $i = 1, 2, \dots, d$ ),  $h_i < GK$

$d$  = Banyaknya penduduk yang berada dibawah garis kemiskinan

$f$  = Jumlah penduduk

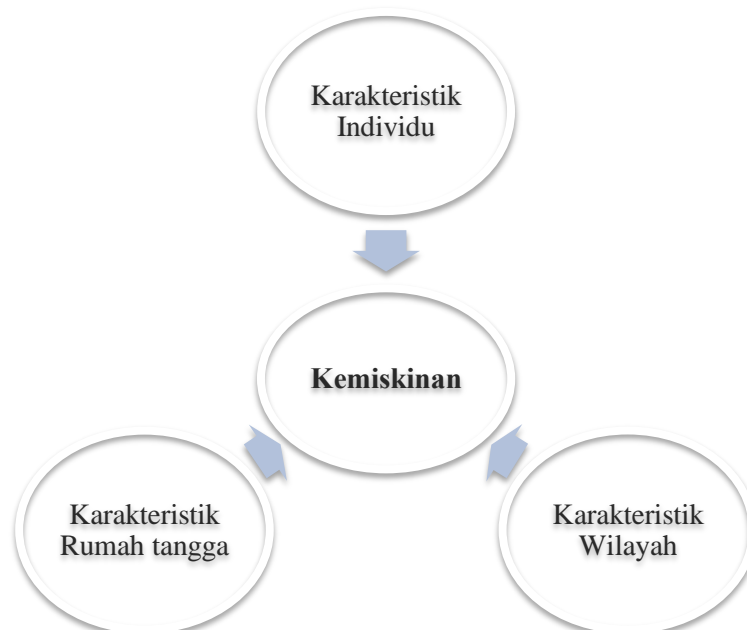
Jika  $a=0$ , akan diperoleh  $P_0$  yaitu *Head Count Index* (HCI) yang menunjukkan persentase penduduk yang hidup dibawah garis kemiskinan. Sejauh ini HCI adalah ukuran kemiskinan yang paling luas digunakan. Ukuran ini memenuhi syarat anonimitas, independensi populasi, dan monotonisitas (Todaro dan Smith, 2003).

GK adalah nilai rupiah yang harus dikeluarkan seseorang untuk konsumsi kebutuhan dasar makanan yang setara dengan 2100 kilo kalori energi per kapita

per hari, ditambah dengan nilai pengeluaran untuk kebutuhan dasar bukan makanan yang paling esensial, atau dengan kata lain GK merupakan batas pengeluaran seseorang untuk memenuhi kebutuhan minimum yang diperlukan. GK digunakan dan ditetapkan oleh BPS setiap satu tahun sekali untuk menghitung jumlah penduduk dan rumah tangga miskin. Penghitungan GK didapatkan dari hasil survei modul konsumsi SUSENAS yang ditetapkan dalam rupiah per orang per bulan. Pada penelitian ini, GK yang digunakan adalah GK Kabupaten Pati tahun 2013 yaitu sebesar Rp. 314.609,- per orang per bulan (BPS, 2014). Penduduk yang nilai pengeluarannya di bawah atau kurang dari GK maka dikategorikan sebagai penduduk miskin.

### 2.2.2 Kemiskinan dan Variabel yang Mempengaruhinya

Menurut BPS dan *World Bank Institute* (2002), variabel penyebab kemiskinan dapat berupa karakteristik individu dan rumah tangga serta karakteristik wilayah. Karakteristik individu dan rumah tangga yang berkaitan dengan kemiskinan digolongkan menjadi tiga, yaitu: demografi, ekonomi, dan sosial (Chaudhry, Malik, dan Hassan, 2009). Dengan demikian kerangka berpikir penelitian ini secara sistematis dapat dibentuk seperti tersaji pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Kerangka Berpikir Penelitian



Pemilihan variabel penyerta yang diduga mempengaruhi kemiskinan sebagian besar mengacu pada penelitian sebelumnya yang telah dilakukan oleh Ubaidillah (2014). Perbedaannya adalah dalam penelitian ini data variabel diagregasikan sampai pada tingkat desa karena model yang digunakan adalah model level area.

Karakteristik demografi mencakup struktur dan ukuran rumah tangga, rasio ketergantungan, dan jender kepala rumah tangga. Indikator struktur dan ukuran rumah tangga penting karena menunjukkan korelasi antara tingkat kemiskinan dan komposisi rumah tangga. Komposisi rumah tangga, dalam bentuk ukuran rumah tangga dan karakteristik anggota rumah tangga (seperti umur), sering sangat berbeda untuk setiap rumah tangga miskin dan tidak miskin. Makin besar jumlah anggota rumah tangga akan makin besar pula risiko untuk menjadi miskin apabila pendapatannya tidak meningkat. Rasio ketergantungan dihitung sebagai rasio jumlah anggota rumah tangga yang tidak berada dalam angkatan kerja (baik muda maupun tua) terhadap mereka yang berada pada angkatan kerja dalam rumah tangga tersebut. Secara umum diyakini bahwa jenis kelamin kepala rumah tangga berpengaruh secara signifikan terhadap kemiskinan rumah tangga, dan sering ditemui bahwa rumah tangga yang dikepalai wanita cenderung lebih miskin daripada yang dikepalai laki-laki.

Islam (2003) menyimpulkan bahwa kemiskinan akan meningkat sejalan dengan meningkatnya rasio ketergantungan. Knowles (2002) juga menemukan bahwa meningkatnya rasio ketergantungan akan meningkatkan proporsi penduduk yang hidup dalam kemiskinan. Wahyudi (2014) memodelkan kemiskinan perdesaan dan perkotaan dengan pendekatan garis kemiskinan menggunakan regresi probit biner bivariat di Provinsi Bengkulu. Penelitian tersebut diantaranya menyimpulkan bahwa variabel jumlah anggota rumah tangga signifikan berpengaruh terhadap model kemiskinan perdesaan maupun perkotaan. Variabel jenis kelamin KRT hanya berpengaruh signifikan pada model kemiskinan perdesaan. Untuk variabel luas lantai tempat tinggal hanya berpengaruh signifikan pada model kemiskinan perkotaan.

Karakteristik ekonomi diantaranya mencakup aspek pekerjaan. Ada beberapa indikator untuk menentukan ketenagakerjaan rumah tangga. Dari sekian

banyak indikator, ekonom menitikberatkan pada partisipasi angkatan kerja, tingkat pengangguran terbuka, tingkat setengah pengangguran, dan perubahan jenis pekerjaan. Ketenagakerjaan berkaitan dengan pendapatan yang dapat diterima oleh penduduk atau rumah tangga. Apabila pendapatan yang diperoleh tidak dapat mencukupi kebutuhan minimum maka risiko untuk menjadi miskin lebih besar. Niskanen (1996) menyatakan bahwa kemiskinan di Amerika Serikat menurun seiring meningkatnya tingkat pendidikan dan pendapatan per kapita penduduk. Cameron (2000) menyimpulkan bahwa pengurangan kemiskinan di Jawa diasosiasikan dengan meningkatnya pencapaian pendidikan dan peningkatan pendapatan tenaga kerja terdidik dan pendapatan yang didapat pekerja di luar pertanian (sektor industri).

Karakteristik sosial diantaranya mencakup pendidikan dan tempat tinggal. Tiga jenis indikator pendidikan yang umumnya digunakan dalam analisis standar hidup rumah tangga mencakup tingkat pendidikan anggota rumah tangga (angka melek huruf yang lebih rendah), ketersediaan pelayanan pendidikan (sekolah dasar dan menengah) dan penggunaan pelayanan tersebut oleh anggota rumah tangga miskin dan tidak miskin (pendaftaran anak di sekolah, angka anak putus sekolah menurut umur dan jender dan alasan putus sekolah, persentase anak yang lebih tua daripada usia normal untuk tingkat sekolah mereka dan rata-rata pengeluaran untuk pendidikan anak yang terdaftar). Adanya diskriminasi pelayanan pendidikan antara penduduk yang mampu dan yang tidak mampu membuat penduduk yang tidak mampu (miskin) akan semakin tertinggal tingkat pendidikannya.

Tiga komponen yang digunakan untuk mengevaluasi kondisi tempat tinggal adalah: perumahan, pelayanan, dan lingkungan. Indikator perumahan mencakup jenis bangunan (ukuran dan jenis bahan bangunan), kepemilikan tempat tinggal (sewa atau milik sendiri), dan perlengkapan rumah tangga. Indikator pelayanan menitikberatkan ketersediaan dan penggunaan air minum, jasa komunikasi, listrik, dan sumber energi lain. Terakhir, indikator lingkungan menekankan pada level sanitasi, tingkat isolasi (ketersediaan jalan yang dapat digunakan pada setiap saat, lamanya waktu tempuh dan tersedianya transportasi ke tempat kerja) dan tingkat keamanan personal. Secara umum terbentuk bahwa

rumah tangga miskin hidup dalam kondisi yang lebih berisiko, lingkungan yang kurang higienis yang mempunyai kontribusi terhadap tingkat kesehatan yang rendah dan produktivitas anggota rumah tangga yang lebih rendah.

Sugiyanto (2006) menganalisa data spasial dengan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) untuk memodelkan kemiskinan di Provinsi Papua. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa meningkatnya rumah tangga dengan jenis lantai tempat tinggal terluas bukan tanah/ bambu/ kayu akan menurunkan tingkat kemiskinan. Sebaliknya meningkatnya jenis dinding tempat tinggal terluas dari bambu/ kayu, bahan bakar utama untuk memasak dari kayu/ minyak tanah, dan tingkat pendidikan kepala rumah tangga (KRT) di bawah SD atau sederajat akan meningkatkan tingkat kemiskinan.

Pada tingkat wilayah ada bermacam-macam karakteristik yang mungkin berkaitan dengan kemiskinan. Hubungan karakteristik tersebut dengan kemiskinan adalah sesuai dengan kondisi wilayah tersebut. Secara umum tingkat kemiskinan akan tinggi di wilayah dengan ciri-ciri sebagai berikut.

1. Terpencil secara geografis, sehingga menyebabkan sulit atau tidak dapat dijangkau oleh jaringan baik transportasi maupun media komunikasi.
2. Sumber daya alam yang rendah.
3. Sumber daya manusia dengan tingkat pendidikan, pengetahuan, dan keterampilan yang relatif rendah.
4. Keterbatasan prasarana dan sarana komunikasi, transportasi, air bersih, irigasi, kesehatan, pendidikan, dan pelayanan lainnya yang menyebabkan masyarakat di wilayah tersebut mengalami kesulitan untuk melakukan aktivitas ekonomi dan sosial.

Ma'ruf (2012) memodelkan desa/ kelurahan tertinggal di Provinsi Gorontalo dengan *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS). Penelitian tersebut diantaranya menyimpulkan bahwa jumlah tenaga kesehatan berkontribusi dalam model untuk daerah perkotaan. Jumlah sarana pendidikan, jumlah sarana kesehatan, jarak dari pusat desa ke ibukota kabupaten/ kota, jumlah tempat usaha, persentase keluarga pertanian berkontribusi dalam model untuk daerah perdesaan. Sambodo (2014) meneliti ketepatan klasifikasi status ketertinggalan desa dengan pendekatan *Reduce Support Vector Machine* (RSVM) di Provinsi Jawa Timur.

Penelitian tersebut diantaranya menyimpulkan bahwa persentase keluarga pertanian, persentase penerima jamkesmas, dan rasio sarana kesehatan berpengaruh signifikan terhadap karakteristik desa/ kelurahan tertinggal.

### **2.3 Kerangka Konseptual Penelitian**

Berdasarkan pendekatan yang digunakan oleh BPS dan *World Bank Institute* (2002) tentang karakteristik yang berkaitan dengan kemiskinan dapat berupa karakteristik individu, rumah tangga, dan wilayah. Karakteristik individu di Kabupaten Pati digambarkan oleh rasio ketergantungan penduduk dan penduduk yang bekerja. Kedua variabel tersebut menggambarkan kondisi demografi dan ekonomi penduduk Kabupaten Pati pada tingkat desa. Karakteristik rumah tangga di Kabupaten Pati digambarkan oleh jumlah anggota rumah tangga (ART), kepala rumah tangga (KRT) laki-laki, KRT yang berpendidikan di atas SMP atau sederajat, luas lantai per kapita, rumah tangga dengan lantai terluas tempat tinggal bukan tanah, dan rumah tangga yang memasak dengan bahan bakar listrik/ gas. Variabel karakteristik rumah tangga tersebut menggambarkan kondisi demografi, ekonomi, dan sosial rumah tangga Kabupaten Pati pada tingkat desa. Karakteristik wilayah di Kabupaten Pati digambarkan oleh jarak desa/ kelurahan ke ibukota kabupaten, rasio sarana pendidikan, rasio sarana kesehatan, rasio tenaga kesehatan, keluarga pertanian, penerima jamkesmas, dan rasio tempat usaha. Variabel karakteristik wilayah tersebut menggambarkan kondisi wilayah desa di Kabupaten Pati.



*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB 3

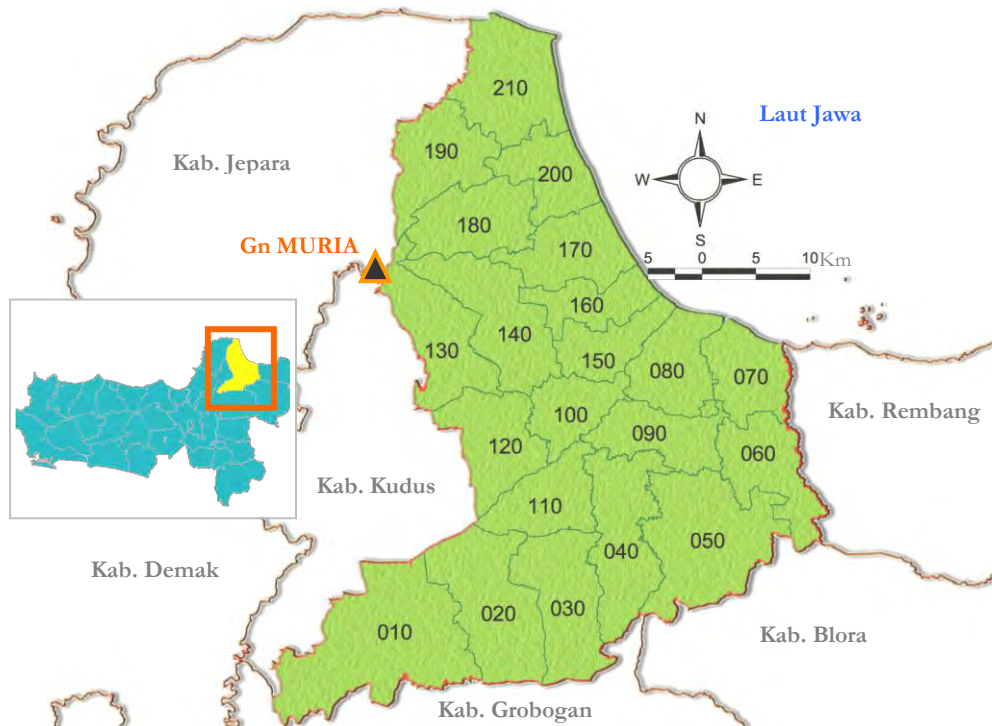
### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) sebagai berikut.

- a. SUSENAS Kor-Modul Konsumsi 2013 untuk mendapatkan data pengeluaran per kapita per bulan yang kemudian digunakan untuk estimasi langsung persentase penduduk miskin. Adapun jumlah sampel rumah tangga terpilih dalam SUSENAS untuk Kabupaten Pati pada tahun 2013 sebanyak 825 rumah tangga atau 3,1 persen dari jumlah sampel Provinsi Jawa Tengah.
- b. PODES 2011 untuk mendapatkan data karakteristik wilayah.
- c. SP 2010 untuk mendapatkan data agregat karakteristik individu dan rumah tangga per desa.

Wilayah penelitian adalah Kabupaten Pati Provinsi Jawa Tengah yang terdiri dari 21 kecamatan dan 406 desa/kelurahan, seperti tersaji pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Wilayah Administrasi Kabupaten Pati Menurut Kecamatan

### 3.2 Variabel Penelitian

Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini adalah persentase penduduk miskin yang dihitung berdasarkan data SUSENAS melalui metode estimasi langsung. Desa yang terpilih sebagai sampel SUSENAS 2013 akan menjadi obyek observasi pada penelitian ini. Desa sampel tersebut sebanyak 74 desa/ kelurahan dari 406 desa/ kelurahan yang ada di Kabupaten Pati. Selanjutnya sebanyak 64 desa/ kelurahan diobservasi kemudian diberi kode penelitian oleh penulis untuk mempermudah dalam pengolahan. Hal ini dikarenakan hasil estimasi langsung persentase penduduk miskin untuk sepuluh desa bernilai nol.

Pemilihan variabel penyerta mempengaruhi estimasi tidak langsung dalam menghasilkan dugaan yang lebih akurat (Rao, 2003). Penentuan variabel penyerta berdasarkan literatur dan beberapa penelitian tentang kemiskinan yang pernah dilakukan sebelumnya. Berbagai variabel tersebut kemudian disesuaikan dengan ketersediaan data yang ada di PODES 2011 dan SP 2010. Variabel penyerta yang dipilih adalah variabel karakteristik individu dan rumah tangga dalam bentuk agregat per desa dan karakteristik wilayah (desa/ kelurahan) yang berkaitan dengan kemiskinan. Rincian variabel penyerta yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penyerta untuk Karakteristik Individu dan Rumah Tangga

Variabel	Keterangan	Satuan
X <sub>1</sub>	Rata-rata anggota rumah tangga (ART)	Jiwa
X <sub>2</sub>	Rasio ketergantungan penduduk	-
X <sub>3</sub>	Persentase kepala rumah tangga (KRT) laki-laki	Persen
X <sub>4</sub>	Persentase penduduk yang bekerja	Persen
X <sub>5</sub>	Persentase KRT dengan pendidikan $\geq$ SMP	Persen
X <sub>6</sub>	Rata-rata luas lantai per kapita	M <sup>2</sup>
X <sub>7</sub>	Persentase rumah tangga (ruta) dengan lantai terluas bukan tanah	Persen
X <sub>8</sub>	Persentase ruta memasak dengan listrik/ gas	Persen

Tabel 3.2 Variabel Penyerta untuk Karakteristik Wilayah

Variabel	Keterangan	Satuan
X <sub>9</sub>	Jarak desa/ kelurahan ke ibukota kabupaten	Kilometer
X <sub>10</sub>	Rasio sarana pendidikan per 1000 penduduk	-
X <sub>11</sub>	Rasio sarana kesehatan per 1000 penduduk	-
X <sub>12</sub>	Rasio tenaga kesehatan per 1000 penduduk	-
X <sub>13</sub>	Persentase keluarga pertanian	Persen
X <sub>14</sub>	Persentase penduduk penerima Jamkesmas	Persen
X <sub>15</sub>	Rasio tempat usaha per 1000 penduduk	-

### 3.3 Definisi Operasional Variabel Penelitian

- a. **Persentase penduduk miskin (Y)** adalah jumlah penduduk miskin per jumlah semua penduduk di setiap desa/ kelurahan dikali 100. Penduduk miskin adalah penduduk yang mempunyai pengeluaran per kapita per bulan di bawah garis kemiskinan tingkat kabupaten. Garis kemiskinan (GK) di kabupaten Pati tahun 2013 adalah sebesar Rp. 314.609,-.
- b. **Rata-rata anggota rumah tangga (X<sub>1</sub>)** adalah jumlah semua orang yang biasanya bertempat tinggal di suatu rumah tangga baik yang berada di rumah tangga maupun yang sementara tidak ada pada waktu pendataan dibagi dengan jumlah rumah tangga di setiap desa. Anggota rumah tangga adalah orang yang telah tinggal dalam rumah tangga selama enam bulan atau lebih, atau yang tinggal kurang dari enam bulan tetapi berniat menetap/ berencana tinggal selama enam bulan atau lebih. Sebaliknya anggota rumah tangga yang telah bepergian enam bulan atau lebih, dan anggota rumah tangga yang bepergian kurang dari enam bulan tetapi dengan tujuan pindah/ akan meninggalkan rumah enam bulan atau lebih, tidak dianggap sebagai anggota rumah tangga.
- c. **Rasio ketergantungan (X<sub>2</sub>)** adalah jumlah penduduk tidak produktif (usia 0-14 tahun dan 64 tahun ke atas) dibagi dengan penduduk usia 15-64 tahun di setiap desa.
- d. **Persentase kepala rumah tangga (KRT) Laki-laki (X<sub>3</sub>)** adalah jumlah rumah tangga dengan KRT berjenis kelamin laki-laki dibagi total rumah tangga dikali 100 di setiap desa.



- e. **Persentase penduduk yang bekerja ( $X_4$ )** adalah jumlah penduduk 10 tahun ke atas yang berstatus bekerja (bekerja atau sementara tidak bekerja tetapi memiliki pekerjaan dalam satu minggu referensi waktu survei) dibagi total jumlah penduduk dikali 100 di setiap desa.
- f. **Persentase KRT dengan pendidikan  $\geq$  SMP ( $X_5$ )** adalah jumlah rumah tangga dengan KRT yang mempunyai tingkat pendidikan SMP sederajat atau lebih tinggi dibagi total rumah tangga dikali 100 di setiap desa.
- g. **Rata-rata luas lantai per kapita ( $X_6$ )** adalah luas lantai tempat tinggal per kapita dibagi total rumah tangga di setiap desa.
- h. **Persentase rumah tangga (ruta) dengan lantai terluas bukan tanah ( $X_7$ )** adalah jumlah rumah tangga dengan jenis lantai tempat tinggal terluas bukan tanah dibagi total rumah tangga dikali 100 di setiap desa.
- i. **Persentase ruta memasak dengan listrik/ gas ( $X_8$ )** adalah jumlah rumah tangga yang memasak dengan listrik/ gas dibagi total rumah tangga dikali 100 persen di setiap desa.
- j. **Jarak desa/ kelurahan ke ibukota kabupaten ( $X_9$ )** adalah jarak antara kantor kepala desa/ kelurahan ke kantor bupati.
- k. **Rasio sarana pendidikan per 1000 penduduk ( $X_{10}$ )** adalah jumlah fasilitas pendidikan di setiap desa/ kelurahan per 1000 penduduk. Jumlah infrastruktur per 1000 penduduk dimaksudkan agar dapat diperbandingkan antara daerah satu dengan yang lainnya (Agarwalla, 2011).
- l. **Rasio sarana kesehatan per 1000 penduduk ( $X_{11}$ )** adalah jumlah fasilitas kesehatan di setiap desa/ kelurahan per 1000 penduduk. Termasuk Puskesmas dan Puskesmas Pembantu (Pustu). Puskesmas adalah suatu kesatuan organisasi fungsional yang merupakan pusat pengembangan kesehatan masyarakat yang juga membina peran serta masyarakat disamping memberikan pelayanan kesehatan secara menyeluruh dan terpadu kepada masyarakat di wilayah kerjanya dalam bentuk kegiatan pokok. Puskesmas Pembantu yaitu unit pelayanan kesehatan yang sederhana dan berfungsi menunjang dan membantu melaksanakan kegiatan-kegiatan yang dilakukan puskesmas dalam ruang lingkup wilayah yang lebih kecil.

- m. **Rasio tenaga kesehatan per 1000 penduduk** ( $X_{12}$ ) adalah jumlah tenaga kesehatan di setiap desa/ kelurahan per 1000 penduduk.
- n. **Persentase keluarga pertanian** ( $X_{13}$ ) adalah jumlah keluarga pertanian dibagi dengan jumlah seluruh keluarga di setiap desa/ kelurahan dikali 100.
- o. **Persentase penduduk penerima Jamkesmas** ( $X_{14}$ ) adalah jumlah penduduk penerima kartu layanan Jaminan Kesehatan Masyarakat (Jamkesmas) dibagi dengan jumlah penduduk di setiap desa/ kelurahan dikali 100.
- p. **Rasio tempat usaha per 1000 penduduk** ( $X_{15}$ ) adalah jumlah tempat usaha di setiap desa/ kelurahan per 1000 penduduk. Termasuk industri kecil dan mikro yaitu industri dengan jumlah tenaga kerja yang kurang dari 20 orang. Cakupan industri kecil dan mikro meliputi industri dari kulit, industri dari kayu, industri logam mulia, industri anyaman, industri gerabah/ keramik/ batu, industri dari kain, industri makanan/ minuman, dan industri lainnya.

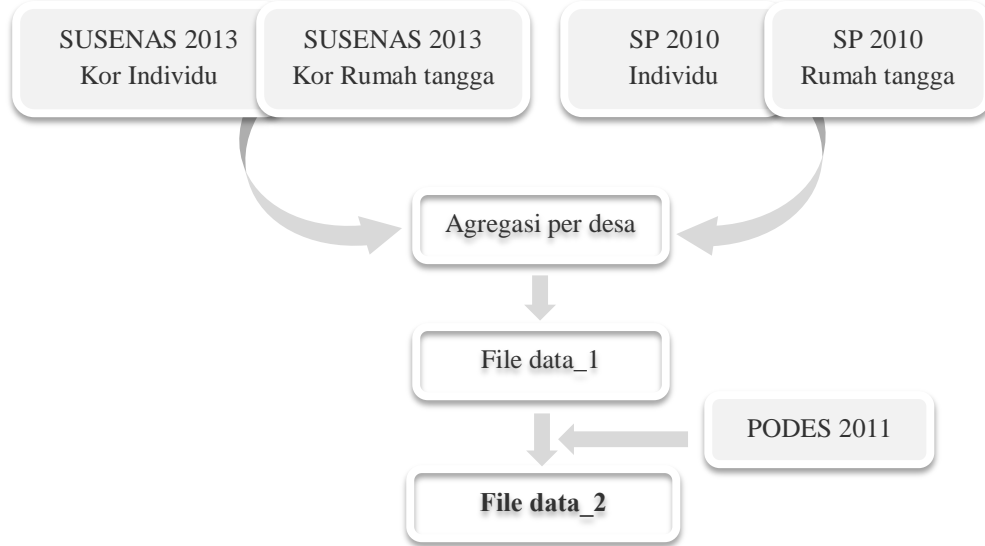
### 3.4 Metode dan Tahapan Penelitian

Sebelum melakukan pengukuran kemiskinan dengan menerapkan model terbaik, terlebih dahulu dilakukan tahap *pra processing data* yang akan diolah. Tahapan tersebut adalah sebagai berikut.

- a. Penggabungan data SUSENAS 2013 Kor individu dan SUSENAS 2013 Kor rumah tangga dengan menggunakan ID rumah tangga sebagai *key variable*. Penggabungan akan memperoleh informasi pengeluaran per kapita per bulan dan identifikasi penduduk miskin. Hasil penggabungan tersebut diagregasikan sehingga didapatkan data persentase penduduk miskin per desa.
- b. Penggabungan data SP 2010 data individu dengan rumah tangga dari daftar SP 2010 C1 dengan menggunakan ID rumah tangga sebagai *key variable*. Hasil penggabungan tersebut diagregasikan sehingga didapatkan data karakteristik individu dan rumah tangga per desa.
- c. Penggabungan file data persentase penduduk miskin per desa dengan file data karakteristik individu dan rumah tangga per desa dengan menggunakan ID desa sebagai *key variable* yang selanjutnya disebut file data\_1.
- d. Penggabungan file data\_1 dengan variabel dari PODES 2011 dengan menggunakan ID desa sebagai *key variable* yang selanjutnya disebut file

data\_2. File data\_2 selanjutnya digunakan untuk estimasi persentase penduduk miskin tingkat desa dengan teknik SAE pendekatan *Spatial* EBLUP.

Alur kerja untuk mendapatkan set data tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.2 berikut.



Gambar 3.2 Alur Penyusunan Set Data

Untuk mencapai tujuan penelitian maka tahapan penelitian yang akan dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Untuk mendapatkan prosedur *parametric bootstrap* untuk estimasi MSE pada metode *Spatial* EBLUP, langkah-langkah yang dilakukan sebagai berikut.
  - a. Data asli  $\mathbf{y}_i = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$  dimodelkan dengan regresi spasial area mengikuti proses *Simultaneous Autoregressive* (SAR) dengan persamaan  $\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u} + \mathbf{e}$  untuk mendapatkan estimasi  $\hat{\boldsymbol{\omega}} = (\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})$  dan  $\hat{\boldsymbol{\beta}} = \tilde{\boldsymbol{\beta}}(\hat{\boldsymbol{\omega}})$  melalui prosedur *maximum likelihood* (ML).
  - b. Menentukan sebuah vektor  $\mathbf{t}_1^*$  dengan elemen sebanyak  $m$  saling bebas di bawah distribusi  $N(0,1)$ .
    - Membentuk vektor  $\mathbf{u}^* = \hat{\sigma}_u \mathbf{t}_1^*$  dan  $\mathbf{v}^* = (\mathbf{I}_m - \hat{\rho}\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u}^*$
    - Menghitung *bootstrap*  $\boldsymbol{\theta}^* = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{v}^*$  dengan menganggap  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  sebagai *true value* parameter.

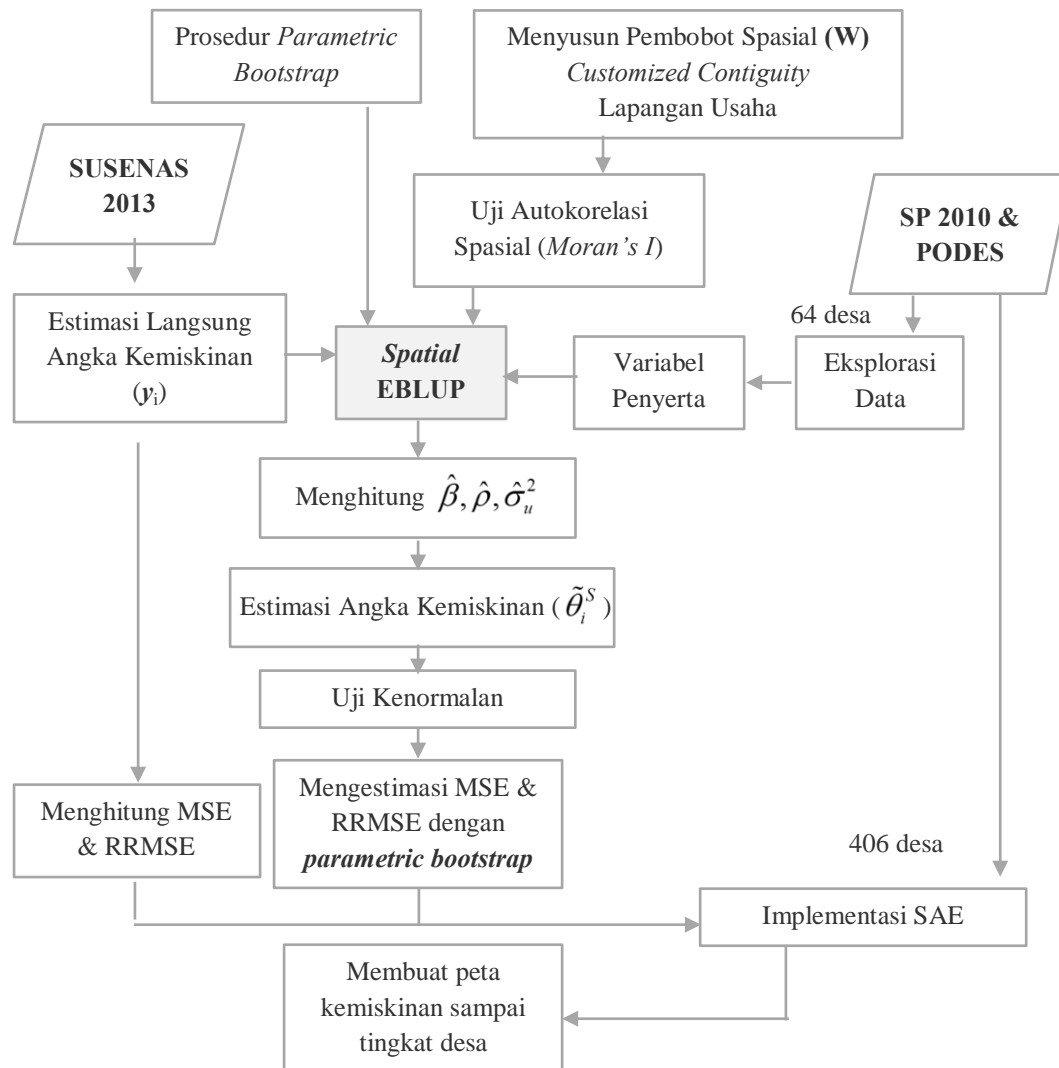
- c. Membentuk vektor  $\mathbf{t}_2^*$  dengan elemen sebanyak  $m$  saling bebas di bawah distribusi  $N(0,1)$ . Vektor ini juga saling bebas terhadap vektor  $\mathbf{t}_1^*$ . Selain itu dibentuk juga vektor random error  $\mathbf{e}^* = \Psi^{1/2} \mathbf{t}_2^*$ .
  - d. Membentuk *bootstrap* data model  $\mathbf{y}^* = \boldsymbol{\theta}^* + \mathbf{e}^* = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{v}^* + \mathbf{e}^*$ .
  - e. Dengan menganggap  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  sebagai *true value*  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\boldsymbol{\omega}$ , modelkan *bootstrap* data  $\mathbf{y}^*$  sesuai persamaan (2.7).
    - Untuk mengestimasi nilai  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  didasarkan pada *bootstrap* data  $\mathbf{y}^*$ , estimator  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dihitung dari nilai  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$ .
    - Menghitung estimator  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^*$  berdasarkan pada  $\mathbf{y}^*$ . Untuk estimator  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dihitung dengan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^*$  akan didapatkan  $\tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*)$ . Estimator yang didapatkan disebut sebagai estimator *bootstrap*.
  - f. Menghitung *bootstrap Spatial* BLUP dari *bootstrap* data  $\mathbf{y}^*$  dan menganggap  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  sebagai *true value*  $\boldsymbol{\omega}$ . Selanjutnya menghitung *bootstrap Spatial* EBLUP menggunakan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^*$  untuk menggantikan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$ .
  - g. Dengan mengulangi langkah (b-f) sebanyak  $B$  kali, pada replikasi *bootstrap* yang ke- $b$  didapatkan  $\theta_i^{*(b)}$  sebagai nilai untuk area ke- $i$ ,  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{*(b)}$  sebagai estimasi *bootstrap*  $\boldsymbol{\omega}$ ,  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\boldsymbol{\omega}})$  sebagai *bootstrap Spatial* BLUP dan  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^{*(b)})$  sebagai *bootstrap Spatial* EBLUP untuk area ke- $i$ .
  - h. Menghitung nilai estimator *bootstrap* untuk MSE *Spatial* EBLUP dengan persamaan (2.19).
2. Untuk mendapatkan estimasi persentase penduduk miskin tingkat desa/kelurahan di Kabupaten Pati dengan pendekatan metode *Spatial* EBLUP menggunakan matriks pembobot spasial *customized contiguity* lapangan usaha utama maka langkah-langkah yang dilakukan sebagai berikut.
    - a. Melakukan estimasi langsung untuk persentase penduduk miskin pada 64 desa yang terpilih sebagai sampel SUSENAS 2013 melalui persamaan (2.36). Perhitungannya berdasarkan SUSENAS 2013, dengan asumsi garis kemiskinan (GK) untuk setiap desa adalah GK Kabupaten Pati tahun 2013.

- b. Eksplorasi data untuk melihat keterkaitan antara variabel respon persentase penduduk miskin dengan variabel-variabel penyertainya, langkahnya sebagai berikut.
    - Menghitung korelasi antara variabel respon dengan variabel penyerta.
    - Variabel yang signifikan berkorelasi kemudian akan dijadikan sebagai variabel penyerta dalam melakukan estimasi tidak langsung.
  - c. Pembentukan pembobot spasial  $\mathbf{W}$  dengan metode *customized contiguity* pendekatan lapangan usaha utama.
  - d. Matriks pembobot spasial yang terbentuk digunakan untuk mengetahui autokorelasi spasial pada persentase penduduk miskin hasil estimasi langsung melalui uji *Moran's I* seperti persamaan (2.30) sampai (2.33).
  - e. Melakukan estimasi dengan metode *Spatial* EBLUP menggunakan matriks pembobot spasial *customized contiguity* lapangan usaha utama sebagai berikut.
    - Mendapatkan estimator  $\hat{\beta}$  dengan GLS sesuai persamaan (2.12).
    - Mendapatkan estimator  $\hat{\rho}$  dan  $\hat{\sigma}_u^2$  dengan menyelesaikan iterasi pada persamaan (2.15).
    - Melakukan estimasi persentase penduduk miskin tingkat desa/kelurahan ( $\tilde{\theta}_i^S$ ) dengan persamaan (2.16).
    - Uji kenormalan residual menggunakan metode Anderson-Darling.
  - f. Berdasarkan hasil estimasi persentase penduduk miskin untuk semua desa dapat dibuat peta sebaran kemiskinan sampai tingkat desa di Kabupaten Pati. Untuk membuat peta sebaran kemiskinan tingkat desa maka diperlukan paket program pengolah data geostatistik seperti *ArcGis*.
3. Untuk mengetahui performa hasil estimasi langsung dan estimasi tidak langsung *Spatial* EBLUP dengan kriteria nilai MSE dan RRMSE maka langkah-langkah yang ditempuh sebagai berikut.
    - a. Menghitung MSE hasil estimasi langsung seperti pada persamaan (2.20).
    - b. Mengestimasi MSE dengan prosedur *parametric bootstrap* untuk metode *Spatial* EBLUP yaitu MSE ( $\tilde{\theta}_i^S$ ) melalui persamaan (2.19).



- c. Menghitung nilai RRMSE hasil estimasi langsung dan *Spatial* EBLUP dengan persamaan (2.21).

Metode dan tahapan penelitian diperjelas melalui diagram alur tahapan analisis data yang tersaji pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Diagram Alur Tahapan Analisis Data

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB 4

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini membahas tentang kajian prosedur *Parametric Bootstrap Spatial* EBLUP, pemodelan kemiskinan dengan *Spatial* EBLUP menggunakan pembobot spasial lapangan usaha utama untuk estimasi angka kemiskinan tingkat desa, serta membandingkan hasilnya dengan metode estimasi langsung melalui nilai MSE dan RRMSE.

#### 4.1 Penyusunan Algoritma *Parametric Bootstrap Spatial* EBLUP

Penyusunan algoritma *parametric bootstrap Spatial* EBLUP untuk mendapatkan MSE didasarkan pada persamaan 2.19. Tahapan yang dilakukan diterapkan dalam algoritma sebagai berikut.

- a. Melakukan pemodelan data asli  $\mathbf{y}_i = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$  dengan regresi spasial area mengikuti proses *Simultaneous Autoregressive* untuk mendapatkan estimasi  $\hat{\omega} = (\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})$  dan  $\hat{\beta} = \tilde{\beta}(\hat{\omega})$  melalui prosedur *maximum likelihood* (ML).

Input :  $\mathbf{y}$ ,  $\mathbf{X}$ , dan  $\mathbf{W}$

Output :  $\hat{\omega} = (\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})$  dan  $\hat{\beta} = \tilde{\beta}(\hat{\omega})$

Algoritma :  $\mathbf{V} = \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z}\hat{\sigma}_u^2[(\mathbf{I} - \hat{\rho}\mathbf{W})(\mathbf{I} - \hat{\rho}\mathbf{W}^T)]^{-1}\mathbf{Z}^T$

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{y}$$

- b. Menentukan sebuah vektor  $\mathbf{t}_1^*$  dengan elemen sebanyak  $m$  saling bebas di bawah distribusi  $N(0,1)$ .

- i. Membentuk vektor  $\mathbf{u}^*$  dan  $\mathbf{v}^*$

Input :  $\hat{\sigma}_u$ ,  $\mathbf{t}_1^*$ ,  $\hat{\rho}$ , dan  $\mathbf{W}$

Output :  $\mathbf{u}^*$  dan  $\mathbf{v}^*$

Algoritma :  $\mathbf{u}^* = \hat{\sigma}_u \mathbf{t}_1^*$

$$\mathbf{v}^* = (\mathbf{I}_m - \hat{\rho}\mathbf{W})^{-1} \mathbf{u}^*$$

- ii. Menghitung *bootstrap*  $\theta^* = \mathbf{X}\hat{\beta} + \mathbf{v}^*$  dengan menganggap  $\hat{\beta}$  dan  $\hat{\omega}$  sebagai *true value* parameter.

Input :  $\mathbf{X}, \hat{\beta}$ , dan  $\mathbf{v}^*$

Output :  $\theta^*$

Algoritma :  $\theta^* = \mathbf{X}\hat{\beta} + \mathbf{v}^*$

- c. Membentuk vektor  $\mathbf{t}_2^*$  dengan elemen sebanyak  $m$  saling bebas di bawah distribusi  $N(0,1)$ . Vektor ini juga saling bebas terhadap vektor  $\mathbf{t}_1^*$ . Selain itu dibentuk juga vektor random error  $\mathbf{e}^* = \Psi^{1/2} \mathbf{t}_2^*$ .

Input :  $\Psi$  dan  $\mathbf{t}_2^*$

Output :  $\mathbf{e}^*$

Algoritma :  $\mathbf{e}^* = \Psi^{1/2} \mathbf{t}_2^*$

- d. Membentuk *bootstrap* data model  $\mathbf{y}^* = \theta^* + \mathbf{e}^* = \mathbf{X}\hat{\beta} + \mathbf{v}^* + \mathbf{e}^*$ .

Input :  $\theta^*$  dan  $\mathbf{e}^*$

Output :  $\mathbf{y}^*$

Algoritma :  $\mathbf{y}^* = \theta^* + \mathbf{e}^* = \mathbf{X}\hat{\beta} + \mathbf{v}^* + \mathbf{e}^*$

- e. Dengan menganggap  $\hat{\beta}$  dan  $\hat{\omega}$  sebagai *true value*  $\beta$  dan  $\omega$ , modelkan *bootstrap* data  $\mathbf{y}^*$  sesuai persamaan (2.7).

- i. Untuk mengestimasi nilai  $\hat{\beta}$  dan  $\hat{\omega}$  didasarkan pada *bootstrap* data  $\mathbf{y}^*$ , estimator  $\hat{\beta}$  dihitung dari nilai  $\hat{\omega}$ .

Input :  $\mathbf{y}^*$  dan  $\hat{\omega}$

Output :  $\tilde{\beta}^*$

Algoritma :  $\tilde{\beta}^*(\hat{\omega}) = (\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1}(\hat{\omega}) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1}(\hat{\omega}) \mathbf{y}^*$

- ii. Menghitung estimator  $\hat{\omega}^*$  berdasarkan pada  $\mathbf{y}^*$ . Untuk estimator  $\hat{\beta}$  dihitung dengan  $\hat{\omega}^*$  akan didapatkan  $\tilde{\beta}^*(\hat{\omega}^*)$ . Estimator yang didapatkan disebut sebagai estimator *bootstrap*.

Input :  $\mathbf{y}^*$  dan  $\hat{\omega}^*$

Output :  $\tilde{\beta}^*$

$$\text{Algoritma} \quad : \quad \tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*) = (\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*) \mathbf{y}^*$$

- f. Menghitung *bootstrap Spatial* BLUP dari bootstrap data  $\mathbf{y}^*$  dan menganggap  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  sebagai *true value*  $\boldsymbol{\omega}$ . Selanjutnya menghitung *bootstrap Spatial* EBLUP menggunakan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^*$  untuk menggantikan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$ .

Input :  $\hat{\boldsymbol{\omega}}$  dan  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^*$

Output :  $\tilde{\theta}_i^*$

$$\text{Algoritma} \quad : \quad \tilde{\theta}_i^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}) = \mathbf{x}_i^T \tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}) + \mathbf{b}_i^T \mathbf{G}(\hat{\boldsymbol{\omega}}) \mathbf{V}(\hat{\boldsymbol{\omega}})^{-1} [\mathbf{y}^* - \mathbf{X} \tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}})]$$

$$\tilde{\theta}_i^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*) = \mathbf{x}_i^T \tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*) + \mathbf{b}_i^T \mathbf{G}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*) \mathbf{V}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*)^{-1} [\mathbf{y}^* - \mathbf{X} \tilde{\boldsymbol{\beta}}^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*)]$$

- g. Dengan mengulangi langkah (b-f) sebanyak  $B$  kali, pada replikasi *bootstrap* yang ke- $b$  didapatkan  $\theta_i^{*(b)}$  sebagai nilai untuk area ke- $i$ ,  $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{*(b)}$  sebagai estimasi *bootstrap*  $\boldsymbol{\omega}$ ,  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\boldsymbol{\omega}})$  sebagai *bootstrap Spatial* BLUP dan  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^{*(b)})$  sebagai *bootstrap Spatial* EBLUP untuk area ke- $i$ .

Input :  $\tilde{\theta}_i^*(\hat{\boldsymbol{\omega}})$  dan  $\tilde{\theta}_i^*(\hat{\boldsymbol{\omega}}^*)$

Output :  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\boldsymbol{\omega}})$  dan  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^{*(b)})$

- h. Menghitung nilai estimator *bootstrap* untuk MSE *Spatial* EBLUP dengan persamaan (2.19).

Input :  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}$  dan  $(\hat{\boldsymbol{\omega}}^{*(b)})$

Output :  $\text{MSE}[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\boldsymbol{\omega}})]$

$$\text{Algoritma} \quad : \quad \text{MSE}[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\boldsymbol{\omega}})] = B^{-1} \sum_{b=1}^B [\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\boldsymbol{\omega}}^{*(b)}) - \tilde{\theta}_i^{*(b)}]^2$$

*Syntax* program R untuk *parametric bootstrap spatial* EBLUP selengkapnya ditampilkan pada Lampiran 11.

## 4.2 Pemodelan Kemiskinan dengan *Spatial* EBLUP

Metode *Spatial* EBLUP digunakan untuk estimasi angka kemiskinan tingkat desa di Kabupaten Pati Provinsi Jawa Tengah menggunakan pembobot spasial lapangan usaha utama. Hasil pengolahan data dan analisis pada setiap langkah disajikan sebagai berikut.



#### 4.2.1 Karakteristik Variabel Penyerta

Variabel penyerta diambil dari SP 2010 dan PODES 2011 dengan menyesuaikan jumlah observasi (desa/ kelurahan) dengan banyaknya desa/ kelurahan yang tercakup dalam SUSENAS 2013. Dari proses tersebut diperoleh variabel penyerta sebanyak 15 variabel sebagaimana dalam Tabel 3.1 dan 3.2. Banyaknya pengamatan untuk pemodelan adalah sebanyak 64 desa/ kelurahan. Keterangan secara deskriptif untuk variabel penyerta disajikan pada Tabel 4.1.

Dari Tabel 4.1 terlihat adanya perbedaan cukup besar pada range pada variabel rasio tempat usaha per 1000 penduduk ( $X_{15}$ ). Pada variabel  $X_{15}$ , nilai maksimum sebesar 285,380; sedangkan nilai minimum sebesar 2,860. Hal ini dikarenakan terdapat salah satu desa yang merupakan sentra industri kecil anyaman bambu yaitu Desa Pulorejo Kecamatan Winong dengan jumlah industri sebanyak 685 usaha.

Tabel 4.1 Deskripsi Variabel Penyerta untuk Pemodelan

Variabel	n	Mean	Std. Dev	Min	Max
$X_1$	64	3,368	0,261	2,740	3,800
$X_2$	64	0,484	0,049	0,400	0,640
$X_3$	64	82,205	5,514	63,620	92,310
$X_4$	64	49,860	8,560	31,620	74,880
$X_5$	64	27,490	11,630	6,300	61,920
$X_6$	64	24,979	6,514	15,950	43,180
$X_7$	64	62,750	19,760	7,770	90,120
$X_8$	64	57,100	27,070	2,540	96,610
$X_9$	64	20,210	10,060	4,200	44,000
$X_{10}$	64	1,994	0,852	0,818	4,954
$X_{11}$	64	2,122	0,784	0,904	4,850
$X_{12}$	64	1,038	0,824	0,000	3,737
$X_{13}$	64	57,320	24,590	8,750	100,000
$X_{14}$	64	25,460	11,560	1,950	58,080
$X_{15}$	64	21,010	35,410	2,860	285,380

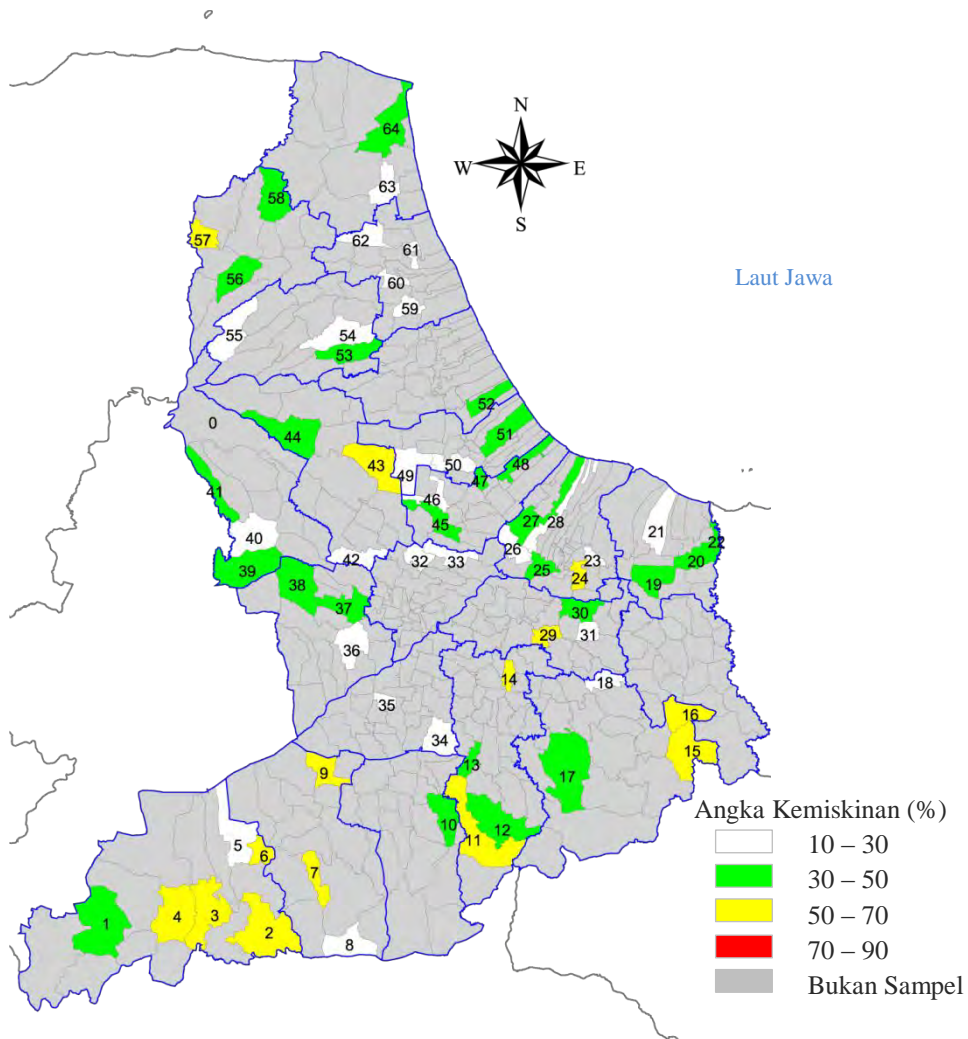
Sumber: Hasil pengolahan.

#### 4.2.2 Estimasi Langsung Angka Kemiskinan

Desa yang ada di Kabupaten Pati sebanyak 406 desa/ kelurahan dan diobservasi sebanyak 64 desa/ kelurahan yang merupakan sampel SUSENAS Tahun 2013. Jumlah rumah tangga sampel yang menjadi objek penelitian masing-

masing desa ada pada Lampiran 1. Angka kemiskinan setiap desa dihitung secara langsung sesuai ketersediaan sampel dengan formula (2.36). Hasil perhitungan angka kemiskinan dengan estimasi langsung beserta jenis lapangan usaha utama terdapat pada Lampiran 2. Pemetaan angka kemiskinan hasil estimasi langsung dapat dilihat pada Gambar 4.1.

Gambar tersebut menunjukkan peta sebaran angka kemiskinan hasil estimasi langsung pada 64 desa yang diobservasi. Untuk wilayah yang berwarna putih menunjukkan bahwa desa/ kelurahan tersebut tidak menjadi sampel SUSENAS tahun 2013. Nilai statistik hasil estimasi langsung selengkapnya disajikan pada Tabel 4.2. Angka kemiskinan hasil estimasi langsung selanjutnya menjadi variabel respon (Y) dalam penelitian ini.



Gambar 4.1 Peta Sebaran Angka Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung

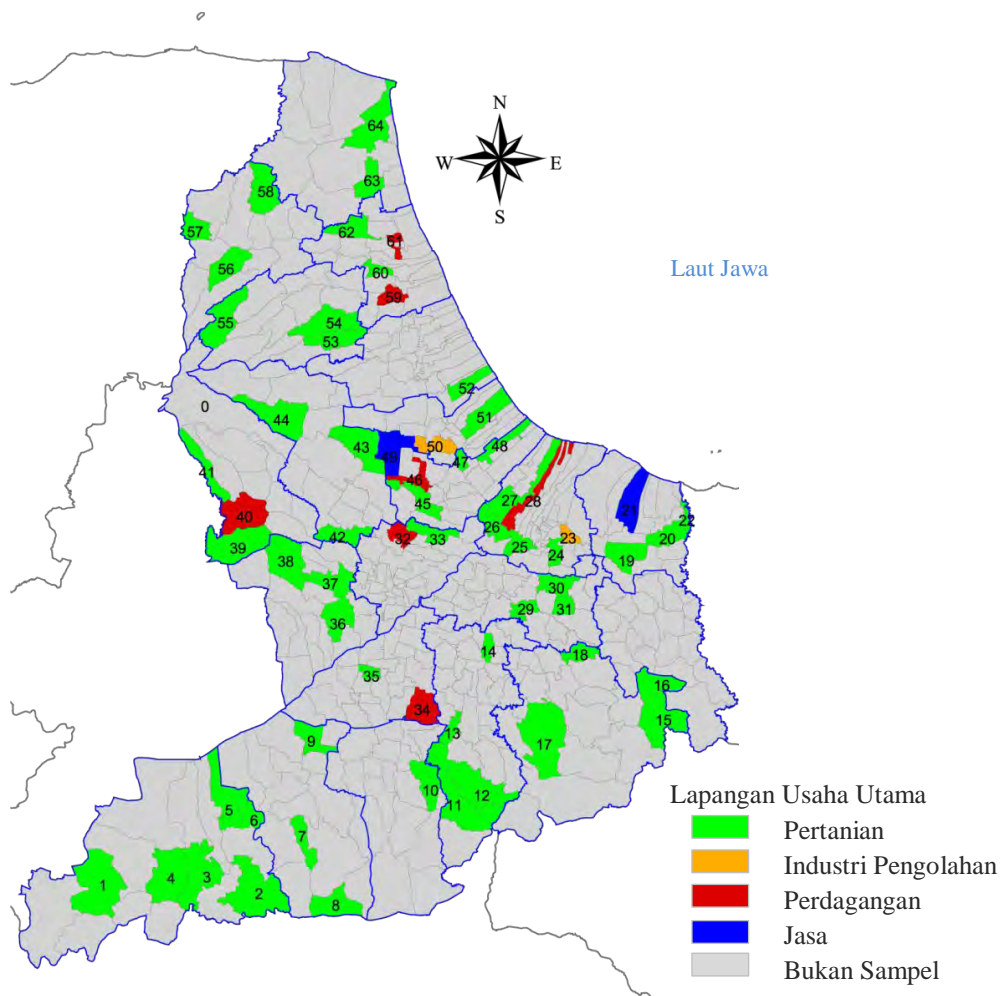
Tabel 4.2 Nilai Statistik Angka Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung

Statistik	Nilai
n	64
Rata-rata	35,63
Standar Deviasi	16,81
Minimum	10,00
Q1	22,75
Median	34,83
Q3	48,86
Maksimum	68,97

Sumber: Hasil pengolahan.

#### 4.2.3 Pembentukan Matriks Pembobot Spasial

Pembobot spasial yang digunakan adalah pembobot *customized* dengan pendekatan lapangan usaha utama tiap desa/ kelurahan. Persebaran lapangan usaha utama pada 64 desa/ kelurahan di Kabupaten Pati tersaji pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Peta Sebaran Lapangan Usaha Utama

Gambar 4.2. tersebut menunjukkan bahwa terdapat empat jenis lapangan usaha utama, yaitu pertanian, industri pengolahan (pabrik, kerajinan, dll), perdagangan besar/ eceran dan rumah makan, serta jasa. Sebagian besar lapangan usaha utama di desa/ kelurahan Kabupaten Pati adalah pertanian. Jenis lapangan usaha utama setiap desa/ kelurahan setiap desa disajikan pada Lampiran 3.

Pembentukan matriks pembobot spasial *customized* dilakukan berdasarkan kesamaan lapangan usaha utama masing-masing desa/ kelurahan. Proses pembentukan matriks pembobot spasial dapat diilustrasikan sebagai berikut.

Pembobot *customized* dibentuk dengan memperhatikan kesamaan lapangan usaha utama masing-masing desa/ kelurahan seperti pada Gambar 4.3 dan Lampiran 3, apabila memiliki kesamaan lapangan usaha utama maka berkode satu (1) dan apabila tidak sama lapangan usaha utamanya berkode nol (0). Kemudian dilakukan standarisasi baris pada Gambar 4.3 dengan cara seperti pada persamaan (2.28) sehingga jumlah dari masing-masing baris matriks menjadi sama dengan satu.

Hasil pembentukannya menjadi matriks pembobot spasial seperti terlihat pada Gambar 4.4. Hasil pembentukan matriks pembobot spasial tersebut digunakan untuk uji autokorelasi spasial (uji *moran's I*) sedangkan untuk membentuk *moran scatter plot* digunakan pembobot spasial dalam bentuk baris seperti tersaji pada Lampiran 3.

		Tetangga ke-j								
		1	2	3	4	5	6	...	64	$\Sigma$
Desa ke-i	1	0	1	1	1	1	1	...	1	52
	2	1	0	1	1	1	1	...	1	52
	3	1	1	0	1	1	1	...	1	52
	4	1	1	1	0	1	1	...	1	52
	5	1	1	1	1	0	1	...	1	52
	6	1	1	1	1	1	0	...	1	52
	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
	64	1	1	1	1	1	1	...	0	52

Gambar 4.3 Pembentukan Matriks Pembobot Spasial *Customized* Lapangan Usaha Utama

		Tetangga ke-j								
		1	2	3	4	5	6	...	64	$\Sigma$
Desa ke-i	1	0	1/52	1/52	1/52	1/52	1/52	...	1/52	1
	2	1/52	0	1	1	1	1	...	1/52	1
	3	1/52	1/52	0	1	1	1	...	1/52	1
	4	1/52	1/52	1/52	0	1	1	...	1/52	1
	5	1/52	1/52	1/52	1/52	0	1	...	1/52	1
	6	1/52	1/52	1/52	1/52	1/52	0	...	1/52	1
	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
	64	1/52	1/52	1/52	1/52	1/52	1/52	...	0	1

Gambar 4.4 Standarisasi Baris Matriks Pembobot Spasial *Customized* Lapangan Usaha Utama

#### 4.2.4 Uji Autokorelasi Spasial Angka Kemiskinan

Matriks pembobot spasial yang telah terbentuk digunakan untuk mengetahui autokorelasi spasial pada angka kemiskinan hasil estimasi langsung. Untuk mengetahui autokorelasi atau dependensi spasial pada angka kemiskinan dilakukan uji *Moran's I* dengan matriks pembobot spasial yang telah terbentuk dengan mengacu pada persamaan (2.30) sampai (2.33).

Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0 : I_{MS} = 0$  (tidak ada autokorelasi antar lokasi)

$H_1 : I_{MS} \neq 0$  (ada autokorelasi antar lokasi)

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$Z_{hitung} = \frac{I_{Ms} - E(I_{Ms})}{\sqrt{\text{var}(I_{Ms})}}$$

Pengambilan keputusan:  $H_0$  ditolak jika  $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$  atau  $4,423 > 1,96$ . Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa terdapat autokorelasi spasial antar desa.

Pengujian dilakukan menggunakan pembobot yang telah terbentuk sebelumnya dengan output R secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 4 dengan ringkasan hasilnya disajikan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Uji Autokorelasi Spasial terhadap Angka Kemiskinan

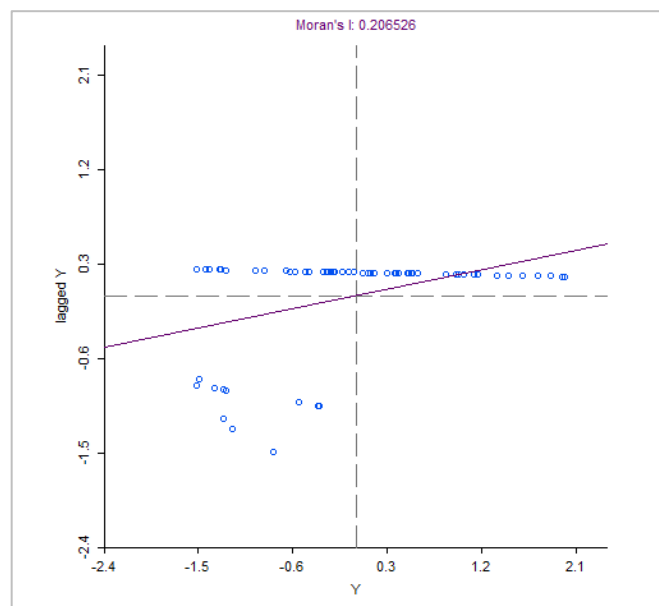


Statistik	Nilai
Moran's I	0,206526
$Z_{hitung}$	4,43
P-value	0,000004803*

Keterangan: \* signifikan pada  $\alpha=0,05$ .

Sumber: Hasil pengolahan.

Berdasarkan hasil uji autokorelasi pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa dengan memperhitungkan kesamaan lapangan usaha utama di setiap desa/ kelurahan menunjukkan nilai autokorelasi spasial yang cukup besar. Pembobot spasial dengan pendekatan lapangan usaha utama memiliki nilai *Moran's I* sebesar 0,206526 dan signifikan pada  $\alpha=0,05$  dengan autokorelasi positif. Sesuai dengan *Morans' I Scatter Plot* pembobot lapangan usaha utama menunjukkan pola mengelompok pada kuadran I dan III seperti terlihat pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 *Moran's I Scatter Plot* pada Angka Kemiskinan

Hal ini berarti desa/ kelurahan yang memiliki angka kemiskinan tinggi berdekatan dengan desa/ kelurahan yang angka kemiskinannya tinggi dan memiliki kesamaan lapangan usaha utama. Begitu juga desa/ kelurahan yang memiliki angka kemiskinan rendah akan mengelompok bersama desa/ kelurahan

yang memiliki angka kemiskinan rendah dengan lapangan usaha utama yang sama juga. Pada gambar tersebut angka kemiskinan diberi notasi Y.

#### 4.2.5 Estimasi Koefisien Regresi

Selanjutnya dilakukan estimasi terhadap koefisien regresi ( $\beta$ ) yang didapatkan melalui metode GLS dengan program R yang hasilnya disajikan pada Tabel 4.4. Dari tabel tersebut terlihat bahwa terdapat enam variabel penyerta yang signifikan berpengaruh terhadap variabel respon. Keenam variabel penyerta tersebut adalah: rata-rata anggota rumah tangga ( $X_1$ ), persentase kepala rumah tangga laki-laki ( $X_3$ ), persentase rumah tangga dengan lantai terluas bukan tanah ( $X_7$ ), jarak desa/ kelurahan ke ibukota kabupaten ( $X_9$ ), rasio sarana kesehatan per 1000 penduduk ( $X_{11}$ ), persentase penduduk penerima Jamkesmas ( $X_{14}$ ).

Tabel 4.4 Hasil Estimasi Parameter Spatial EBLUP

Variabel	Koefisien ( $\hat{\beta}$ )	Std. Error	t-value	P-value
<i>Constanta</i>	57,4530	30,8220	1,8640	0,0623**
$X_1$	15,3752	8,8364	1,7400	0,0819**
$X_3$	-0,5702	0,4073	-1,4001	0,1615***
$X_7$	-0,3086	0,1040	-2,9663	0,0030*
$X_9$	0,3135	0,1970	1,5916	0,1115***
$X_{11}$	-3,7413	2,3224	-1,6110	0,1072***
$X_{14}$	-0,2399	0,1511	-1,5883	0,1122***

Keterangan: (\*) sign. pada  $\alpha = 0,05$ ; (\*\*) sign pada  $\alpha = 0,10$ ; dan (\*\*\*) sign. pada  $\alpha = 0,20$ .

Sumber: Hasil pengolahan.

Model yang dihasilkan adalah sebagai berikut.

$$\tilde{\theta}_i^S = \mathbf{x}_i \hat{\beta} + \mathbf{b}_i^T \{137,0892[(\mathbf{I} - 0,5138\mathbf{W})(\mathbf{I} - 0,5138\mathbf{W}^T)]^{-1} \mathbf{Z}^T \\ \times \{diag(\psi_i) + \mathbf{Z}137,0892[(\mathbf{I} - 0,5138\mathbf{W})(\mathbf{I} - 0,5138\mathbf{W}^T)]^{-1} \mathbf{Z}^T\}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta})$$

#### 4.2.6 Estimasi Koefisien Autoregresi Spasial

Estimasi terhadap koefisien autoregresi spasial ( $\rho$ ) dan varians pengaruh random ( $\sigma_u^2$ ) dilakukan dengan metode *maximum likelihood* menggunakan program *R* yang hasilnya disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Estimasi terhadap  $\rho$  dan  $\sigma_u^2$

Estimator	Nilai
$\hat{\rho}$	0,5138
$\hat{\sigma}_u^2$	137,0892

Sumber: Hasil pengolahan.

Nilai estimasi untuk koefisien autoregresi spasial yang dihasilkan bernilai positif sebesar 0,5138. Nilai koefisien autoregresi spasial yang positif menunjukkan bahwa suatu desa/ kelurahan yang memiliki angka kemiskinan yang tinggi dikelilingi oleh desa/ kelurahan lain yang memiliki angka kemiskinan tinggi pula, dan sebaliknya suatu desa/ kelurahan dengan angka kemiskinan rendah dikelilingi oleh desa/ kelurahan lain dengan angka kemiskinan rendah pula. Sedangkan hasil estimasi varians dari residual pengaruh random area sebesar 137,0892.

#### 4.2.7 Uji Asumsi Kenormalan

Asumsi yang digunakan dalam model adalah asumsi kenormalan pada residual model. Pengujian asumsi kenormalan dilakukan menggunakan metode Anderson-Darling dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0$  : Residual berdistribusi normal

$H_1$  : Residual tidak berdistribusi normal

Hasil uji kenormalan menggunakan metode Anderson-Darling untuk residual model *Spatial* EBLUP dengan matriks pembobot spasial *customized* lapangan usaha utama dapat dilihat pada Lampiran 5.

Hasil uji kenormalan pada residual model berdasarkan Lampiran 5 memperlihatkan bahwa menggunakan metode *Spatial* EBLUP dengan pembobot spasial *customized* lapangan usaha utama memberikan nilai *p-value* lebih dari  $\alpha =$

0,05 yaitu 0,901 yang artinya gagal tolak  $H_0$ . Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa residual model *Spatial* EBLUP berdistribusi normal.

#### 4.2.8 Estimasi Angka Kemiskinan dengan *Spatial* EBLUP

Hasil estimasi koefisien autoregresi spasial, varians dari residual pengaruh random area dan koefisien regresi digunakan untuk melakukan estimasi angka kemiskinan ( $\tilde{\theta}_i^s$ ) dengan metode *Spatial* EBLUP yang hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 6. Nilai statistik dari hasil estimasi angka kemiskinan tingkat desa/kelurahan disajikan pada Tabel 4.6.

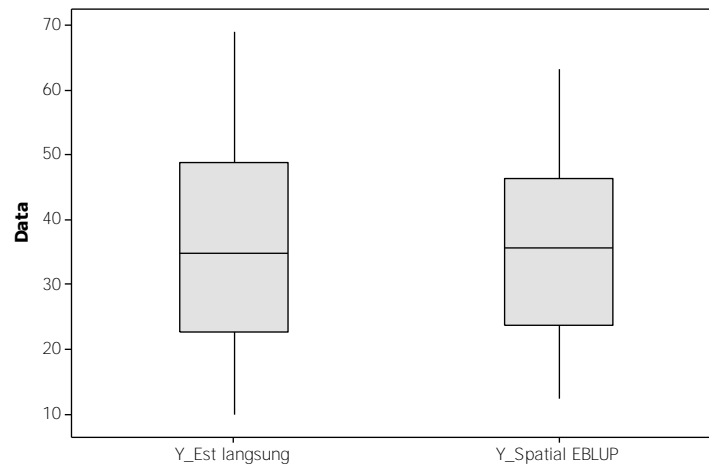
Tabel 4.6 Nilai Statistik Angka Kemiskinan Hasil Estimasi

Statistik	Estimasi Langsung	<i>Spatial</i> EBLUP
n	64	64
Rata-rata	35,63	35,28
Standar Deviasi	16,81	14,41
Minimum	10,00	12,36
Q1	22,75	23,64
Median	34,83	35,63
Q3	48,86	46,31
Maksimum	68,97	63,33
Range	58,97	50,96

Sumber: Hasil pengolahan.

Berdasarkan Tabel 4.6 terlihat bahwa angka kemiskinan tingkat desa/kelurahan di Kabupaten Pati dengan metode estimasi langsung memiliki rata-rata lebih besar dibandingkan *Spatial* EBLUP yaitu sebesar 35,63 persen. Apabila menggunakan metode *Spatial* EBLUP dengan pembobot spasial *customized* lapangan usaha utama menghasilkan nilai rata-rata sebesar 35,28. Standar deviasi angka kemiskinan hasil estimasi langsung juga menunjukkan nilai yang lebih besar dibandingkan metode *Spatial* EBLUP yaitu sebesar 16,81 sedangkan metode *Spatial* EBLUP dengan pembobot spasial *customized* lapangan usaha utama memiliki standar deviasi sebesar 14,41. Hasil estimasi angka kemiskinan menggunakan metode langsung dan metode SEBLUP dalam bentuk *boxplot* dapat dilihat pada Gambar 4.6.

Gambar tersebut menunjukkan bahwa angka kemiskinan yang dihasilkan metode estimasi langsung memiliki perbedaan yang cukup besar dibandingkan metode *Spatial* EBLUP. Angka kemiskinan tingkat desa yang dihasilkan dari metode *Spatial* EBLUP cenderung lebih rendah dibandingkan hasil estimasi langsung.



Gambar 4.6 Perbandingan *Boxplot* Hasil Estimasi Angka Kemiskinan

#### 4.2.9 Pemetaan Kemiskinan Tingkat Desa

Estimasi angka kemiskinan terhadap 342 desa/ kelurahan yang tidak terpilih sebagai sampel dilakukan dengan konsep estimasi sintetik dengan asumsi perilaku wilayah sama (Rao, 2003). Penduga sintetik untuk wilayah tidak terpilih sebagai sampel dirumuskan sebagai  $\tilde{\theta}_i^S = \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}}$  dengan  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  merupakan koefisien regresi yang dihasilkan pada daerah tersampel. Selengkapnya hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 8. Lampiran tersebut berisi hasil estimasi angka kemiskinan untuk desa/ kelurahan sampel dan bukan sampel penelitian. Hasil estimasi dengan *Spatial* EBLUP untuk tingkat desa menunjukkan bahwa angka kemiskinan terbesar berada di Desa Sumberagung yaitu sebesar 84,56 persen, diikuti oleh Guyangan dan Kajen dengan angka kemiskinannya sebesar 83,55 persen dan 82,19 persen. Angka kemiskinan terkecil berada di Desa Bumimulyo dan Parenggan dengan angka kemiskinan masing-masing 12,36 persen dan 11,65 persen.

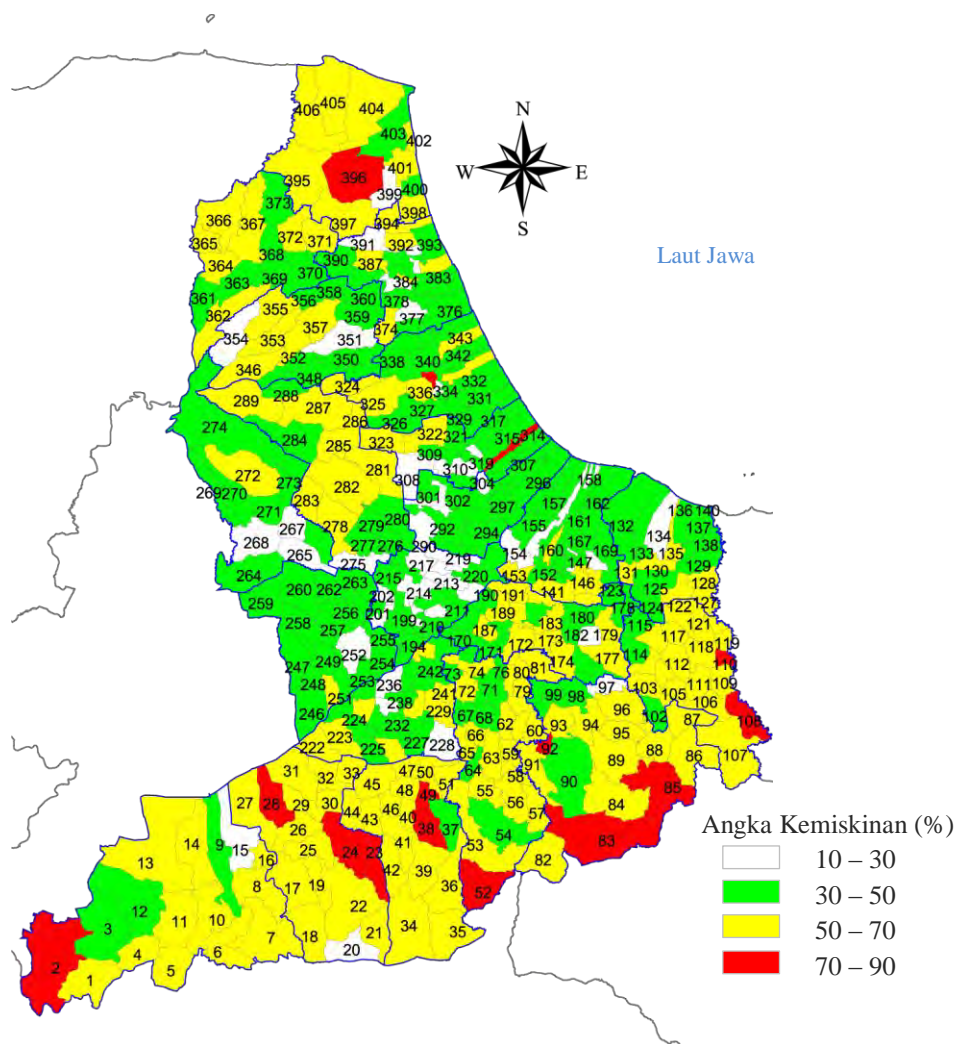
Tahapan selanjutnya adalah melakukan pemetaan angka kemiskinan tingkat desa/ kelurahan di Kabupaten Pati. Pemetaan tersebut diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai angka kemiskinan secara visual. Dengan visualisasi peta dapat dilihat pola hubungan wilayah dengan kemiskinan. Peta tematik hasil estimasi angka kemiskinan dengan pembobot spasial *customized* lapangan usaha utama untuk semua desa/ kelurahan disajikan pada Gambar 4.7.

Peta sebaran angka kemiskinan pada Gambar 4.7. menunjukkan bahwa wilayah Kabupaten Pati bagian selatan memiliki desa dengan angka kemiskinan yang tergolong tinggi dibandingkan wilayah Kabupaten Pati bagian tengah maupun utara. Hal ini terlihat dari banyaknya desa yang berwarna kuning bahkan merah. Warna merah menunjukkan desa tersebut tergolong sangat tinggi angka kemiskinannya yaitu antara 70-90 persen sedangkan warna kuning tergolong tinggi dengan angka kemiskinan berkisar antara 50-70 persen.

Secara topografi, wilayah Kabupaten Pati dibelah oleh Jalan Utama Pantura Timur dan Sungai Juwana dimana wilayah Kecamatan Pucakwangi dan Jaken di sebelah selatan jalan utama dan sungai tersebut. Secara fasilitas ekonomi, jaringan infrastruktur, sarana dan prasarana, wilayah Kabupaten Pati bagian tengah dan utara lebih baik dari pada wilayah Kabupaten Pati bagian selatan. Hal ini juga karena pusat pemerintahan dan perekonomian Kabupaten Pati berada di Kecamatan Pati yang berada di wilayah bagian tengah Kabupaten Pati.

Gambar 4.7. menunjukkan bahwa terdapat beberapa desa yang mempunyai warna merah, artinya angka kemiskinan di desa tersebut adalah sangat tinggi. Desa tersebut sebagian besar atau sebanyak 80 persen berada di wilayah Kabupaten Pati bagian selatan. Gambar tersebut juga menunjukkan adanya kecenderungan pola kemiskinan mengumpul di beberapa wilayah desa yang saling berdekatan dan daerah yang dikenal sebagai sentra pertanian. Hal ini mengindikasikan adanya pengaruh kondisi wilayah maupun lapangan usaha utama yang dimiliki penduduknya terhadap permasalahan kemiskinan. Keterangan indeks peta dapat dilihat pada Lampiran 8.





Gambar 4.7 Peta Sebaran Angka Kemiskinan Hasil Estimasi *Spatial* EBLUP

Variasi angka kemiskinan tingkat desa dapat dilihat dari kelompok klasifikasi seperti tersaji pada Tabel 4.7. Tabel tersebut menunjukkan bahwa angka kemiskinan yang lebih besar dari 70 persen (Sangat Tinggi) ada sebanyak 15 desa/ kelurahan dan tersebar di 9 kecamatan.

Kecamatan Kayen dan Pucakwangi masing-masing memiliki tiga desa dengan klasifikasi angka kemiskinan sangat tinggi. Tiga desa yang berada di Kecamatan Kayen tersebut adalah Brati, Jatiroto, dan Pasuruhan. Untuk tiga desa yang berada di Kecamatan Pucakwangi adalah Lumbungmas, Sitimulyo, dan Bodeh. Selanjutnya angka kemiskinan antara 10-30 persen (rendah) ada sebanyak 45 desa/ kelurahan. Kecamatan Pati adalah yang paling banyak memiliki jumlah desa dengan angka kemiskinan rendah sebanyak 13 desa/ kelurahan.

Tabel 4.7 Jumlah Desa per Kecamatan Menurut Klasifikasi Angka Kemiskinan  
Metode *Spatial* EBLUP

Kecamatan	Klasifikasi Angka Kemiskinan				Jumlah Desa
	Rendah (10 – 30%)	Sedang (30 – 50%)	Tinggi (50 – 70%)	Sangat Tinggi (70 – 90%)	
010. Sukolilo	1	3	11	1	16
020. Kayen	1	-	13	3	17
030. Tambakromo	-	1	15	2	18
040. Winong	-	10	19	1	30
050. Pucakwangi	1	5	11	3	20
060. Jaken	-	3	16	2	21
070. Batangan	1	11	6	-	18
080. Juwana	5	18	6	-	29
090. Jakenan	1	11	11	-	23
100. Pati	13	16	-	-	29
110. Gabus	3	13	8	-	24
120. Margorejo	1	16	1	-	18
130. Gembong	3	7	1	-	11
140. Tlogowungu	1	6	8	-	15
150. Wedarijaksa	3	15	-	-	18
160. Trangkil	3	10	2	1	16
170. Margoyoso	1	15	5	1	22
180. Gunungwungkal	2	8	5	-	15
190. Cluwak	-	6	7	-	13
200. Tayu	4	12	5	-	21
210. Dukuhseti	1	2	8	1	12
<b>Kabupaten Pati</b>	<b>45</b>	<b>188</b>	<b>158</b>	<b>15</b>	<b>406</b>

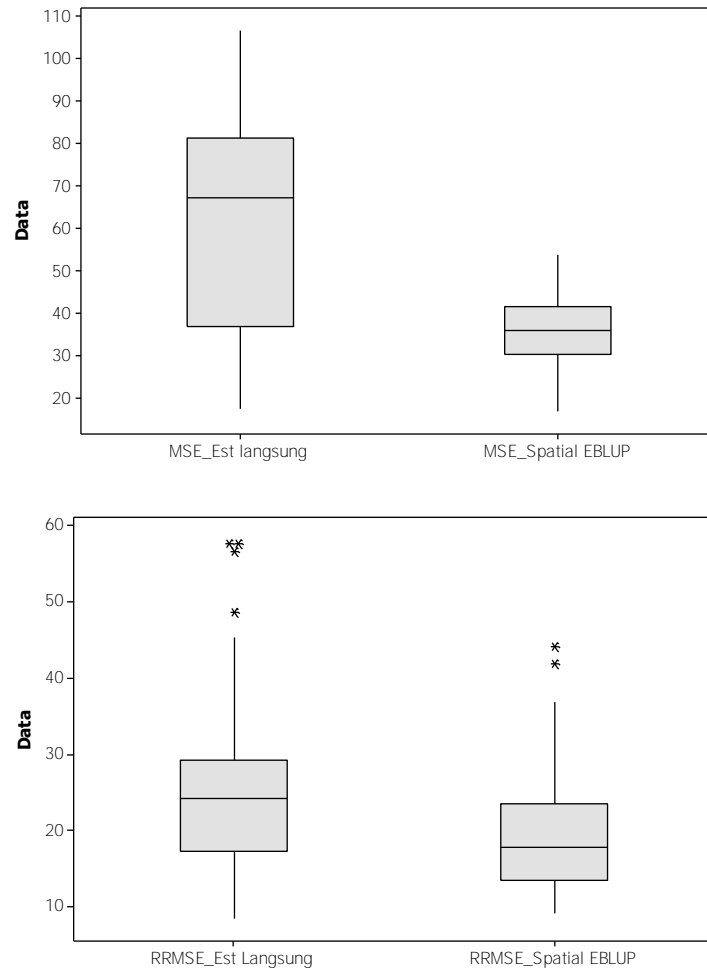
Sumber: Hasil pengolahan.

### 4.3 Perbandingan MSE dan RRMSE

Untuk melihat akurasi hasil estimasi pada setiap metode maka dihitung estimasi MSE masing-masing desa/ kelurahan yang secara lengkap hasilnya ada pada Lampiran 7. Kemudian nilai MSE digunakan untuk menghitung RRMSE yang hasil perhitungannya juga tersaji pada Lampiran 7. Perbandingan nilai MSE dan RRMSE masing-masing metode dengan *boxplot* disajikan pada Gambar 4.8.

Berdasarkan Gambar 4.8 terlihat bahwa nilai MSE dan RRMSE pada metode *Spatial* EBLUP dengan pembobot spasial *customized* lapangan usaha utama lebih kecil dibandingkan ketika menggunakan estimasi langsung. Hal tersebut mengindikasikan bahwa estimator dari *Spatial* EBLUP lebih efisien

sehingga dapat digunakan untuk memperbaiki estimasi parameter yang diperoleh dari metode estimasi langsung.



Gambar 4.8 Perbandingan *Boxplot* Nilai MSE dan RRMSE (%)

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB 5

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan maka penulis membuat kesimpulan sebagai berikut.

1. Prosedur untuk mendapatkan *parametric bootstrap Spatial* EBLUP melalui tahapan pemodelan data asli  $y_i$  dengan regresi spasial area mengikuti proses *Simultaneous Autoregressive* untuk mendapatkan estimasi  $\hat{\omega}=(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})$  dan  $\hat{\beta}=\tilde{\beta}(\hat{\omega})$  melalui prosedur *maximum likelihood*, lalu membentuk *bootstrap* data model  $y^*$ . Selanjutnya Menghitung *bootstrap Spatial* BLUP dari *bootstrap* data  $y^*$  dan menganggap  $\hat{\omega}$  sebagai *true value*  $\omega$ . Selanjutnya menghitung *bootstrap Spatial* EBLUP menggunakan  $\hat{\omega}^*$  untuk menggantikan  $\hat{\omega}$ . Dengan mengulangi langkah sebelumnya sebanyak  $B$  kali, pada replikasi *bootstrap* yang ke- $b$  didapatkan  $\theta_i^{*(b)}$  sebagai nilai untuk area ke- $i$ ,  $\hat{\omega}^{*(b)}$  sebagai estimasi *bootstrap*  $\omega$ ,  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\omega})$  sebagai *bootstrap Spatial* BLUP dan  $\tilde{\theta}_i^{*(b)}(\hat{\omega}^{*(b)})$  sebagai *bootstrap Spatial* EBLUP untuk area ke- $i$ . Kemudian menghitung nilai estimator *bootstrap* untuk MSE *Spatial* EBLUP.
2. Metode *Spatial* EBLUP dengan menggunakan matriks pembobot spasial *customized contiguity* lapangan usaha utama untuk estimasi angka kemiskinan tingkat desa/ kelurahan di Kabupaten Pati. Metode tersebut memberikan hasil bahwa angka kemiskinan memiliki perbedaan yang tidak signifikan dibandingkan dengan metode estimasi langsung.

Hasil visualisasi peta sebaran angka kemiskinan menunjukkan bahwa wilayah Kabupaten Pati bagian selatan mempunyai permasalahan kemiskinan yang lebih serius daripada wilayah Kabupaten Pati bagian utara. Selain itu, pola kemiskinan di Kabupaten Pati mengumpul pada wilayah yang berdekatan dan berada pada wilayah yang dikenal sebagai sentra pertanian. Hal ini mengindikasikan bahwa ada pengaruh kondisi kewilayahan dan lapangan usaha utama terhadap permasalahan kemiskinan di Kabupaten Pati.

Hasil penghitungan estimasi angka kemiskinan dengan *Spatial* EBLUP menunjukkan bahwa Kecamatan Kayen dan Pucakwangi mempunyai permasalahan kemiskinan paling serius di Kabupaten Pati karena paling banyak memiliki jumlah desa dengan klasifikasi angka kemiskinan sangat tinggi yaitu masing-masing sebanyak tiga desa.

3. Perbandingan hasil metode *Spatial* EBLUP dan estimasi langsung melalui nilai MSE dan RRMSE memberikan nilai pada metode *Spatial* EBLUP lebih kecil dibandingkan menggunakan estimasi langsung. Hal tersebut mengindikasikan bahwa estimasi menggunakan metode *Spatial* EBLUP dapat memperbaiki estimasi parameter yang diperoleh dengan menggunakan metode estimasi langsung.

## 5.2 Saran

Saran yang bisa diberikan berdasarkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Agar kebijakan pemerintah daerah terhadap kemiskinan lebih tepat sasaran maka dapat memprioritaskan pelaksanaan program berdasarkan ranking desa/kelurahan yang memiliki angka kemiskinan sangat tinggi.
2. Prosedur *parametric bootstrap Spatial* EBLUP untuk estimasi MSE pada penelitian ini menggunakan hasil dari estimasi *naive bootstrap* secara penuh, maka penulis menyarankan pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan hasil dari estimasi *bootstrap*  $g_{3i}(\hat{\omega})$  dan estimasi analitik  $g_{1i}(\hat{\omega})$  dan  $g_{2i}(\hat{\omega})$  (Molina *et al.*, 2008). Dengan demikian hasil estimasi kedua prosedur tersebut dapat dibandingkan mana yang lebih baik
3. Untuk identifikasi penduduk miskin selanjutnya bisa menggunakan garis kemiskinan tingkat kecamatan sehingga bisa lebih mendekati kondisi wilayah. Penelitian ini menggunakan data yang diagregasikan dari data yang bersifat hierarki maka selanjutnya dapat mempertimbangkan penggunaan data hierarki dalam penelitian. Dengan demikian dapat diperhitungkan pengaruh variasi untuk setiap tingkat data terhadap variasi respon (Ismartini, 2013).



Lampiran 1. Jumlah Rumah Tangga Sampel SUSENAS 2013 Kabupaten Pati yang Menjadi Objek Penelitian

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Jumlah Rumah tangga
1	18010003	Sukolilo	Wegil	10
2	18010007	Sukolilo	Tompegunung	10
3	18010010	Sukolilo	Sukolilo	29
4	18010011	Sukolilo	Kedungwinong	10
5	18010015	Sukolilo	Kasiyan	9
6	18010016	Sukolilo	Cengkalsewu	20
7	18020003	Kayen	Slungkep	10
8	18020004	Kayen	Beketel	10
9	18020016	Kayen	Boloagung	10
10	18030004	Tambakromo	Sinomwidodo	10
11	18040002	Winong	Gunungpanti	10
12	18040003	Winong	Godo	10
13	18040013	Winong	Kudur	10
14	18040026	Winong	Pulorejo	10
15	18050005	Pucakwangi	Kletek	10
16	18050006	Pucakwangi	Terteg	10
17	18050009	Pucakwangi	Kepohkencono	10
18	18050016	Pucakwangi	Tegalwero	10
19	18070003	Batangan	Bulumulyo	10
20	18070007	Batangan	Kedalon	20
21	18070012	Batangan	Bumimulyo	10
22	18070017	Batangan	Gajahkumpul	9
23	18080004	Juwana	Pekuwon	10
24	18080006	Juwana	Karangrejo	8
25	18080012	Juwana	Mintomulyo	10
26	18080014	Juwana	Margomulyo	19
27	18080015	Juwana	Langgenharjo	10
28	18080018	Juwana	Bakaran Kulon	10
29	18090004	Jakenan	Tondokerto	10
30	18090011	Jakenan	Dukuhmulyo	10
31	18090012	Jakenan	Tanjungsari	9
32	18100025	Pati	Tambaharjo	10
33	18100027	Pati	Ngepungrojo	10
34	18110007	Gabus	Tanjunganom	10
35	18110016	Gabus	Gebang	10
36	18120007	Margorejo	Margorejo	10
37	18120011	Margorejo	Sukoharjo	10
38	18120015	Margorejo	Banyuurip	9
39	18130001	Gembong	Bermi	10
40	18130005	Gembong	Gembong	10

Lampiran 1. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Jumlah Rumah tangga
41	18130006	Gembong	Plukaran	10
42	18140001	Tlogowungu	Tamansari	20
43	18140007	Tlogowungu	Tlogosari	10
44	18140010	Tlogowungu	Tajungsari	20
45	18150003	Wedarijaksa	Sukoharjo	10
46	18150011	Wedarijaksa	Panggungrayom	10
47	18150015	Wedarijaksa	Jatimulyo	10
48	18150018	Wedarijaksa	Tlogoharum	10
49	18160001	Trangkil	Pasucen	9
50	18160003	Trangkil	Trangkil	20
51	18160008	Trangkil	Kertomulyo	10
52	18170007	Margoyoso	Langgenharjo	10
53	18180005	Gunungwungkal	Gadu	8
54	18180006	Gunungwungkal	Gajihan	10
55	18180009	Gunungwungkal	Jrahi	10
56	18190003	Cluwak	Plaosan	10
57	18190005	Cluwak	Sirahan	10
58	18190013	Cluwak	Sumur	10
59	18200004	Tayu	Pakis	10
60	18200009	Tayu	Tendas	10
61	18200012	Tayu	Tayu Wetan	10
62	18200018	Tayu	Bulungan	10
63	18210005	Dukuhseti	Ngagel	19
64	18210009	Dukuhseti	Dukuhseti	10

Lampiran 2. Angka Kemiskinan dengan Metode Estimasi Langsung dan Lapangan Usaha Utama

No	Kode	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Lapangan Usaha Utama
1	18010003	Wegil	50.00000	Pertanian
2	18010007	Tompegunung	68.96552	Pertanian
3	18010010	Sukolilo	58.09524	Pertanian
4	18010011	Kedungwinong	52.77778	Pertanian
5	18010015	Kasiyan	11.53846	Pertanian
6	18010016	Cengkalsewu	51.61290	Pertanian
7	18020003	Slungkep	66.66667	Pertanian
8	18020004	Beketel	10.00000	Pertanian
9	18020016	Boloagung	66.66667	Pertanian
10	18030004	Sinomwidodo	35.29412	Pertanian
11	18040002	Gunungpanti	62.16216	Pertanian
12	18040003	Godo	34.37500	Pertanian
13	18040013	Kudur	45.45455	Pertanian
14	18040026	Pulorejo	52.00000	Pertanian
15	18050005	Kletek	52.77778	Pertanian
16	18050006	Terteg	68.57143	Pertanian
17	18050009	Kepohkencono	30.30303	Pertanian
18	18050016	Tegalwero	12.12121	Pertanian
19	18070003	Bulumulyo	37.50000	Pertanian
20	18070007	Kedalon	43.90244	Pertanian
21	18070012	Bumimulyo	10.52632	Jasa
22	18070017	Gajahkumpul	35.29412	Pertanian
23	18080004	Pekuwon	14.28571	Industri Pengolahan
24	18080006	Karangrejo	60.00000	Pertanian
25	18080012	Mintomulyo	50.00000	Pertanian
26	18080014	Margomulyo	19.40299	Pertanian
27	18080015	Langgenharjo	40.54054	Pertanian
28	18080018	Bakaran Kulon	29.41176	Perdagangan *)
29	18090004	Tondokerto	55.17241	Pertanian
30	18090011	Dukuhmulyo	41.93548	Pertanian
31	18090012	Tanjungsari	25.71429	Pertanian
32	18100025	Tambaharjo	10.00000	Perdagangan *)
33	18100027	Ngepungrojo	13.88889	Pertanian
34	18110007	Tanjunganom	29.62963	Perdagangan *)
35	18110016	Gebang	14.81481	Pertanian
36	18120007	Margorejo	25.71429	Pertanian
37	18120011	Sukoharjo	44.73684	Pertanian
38	18120015	Banyuurip	32.14286	Pertanian
39	18130001	Bermi	44.44444	Pertanian
40	18130005	Gembong	26.47059	Perdagangan *)

Lampiran 2. (Lanjutan)

No	Kode	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Lapangan Usaha Utama
41	18130006	Plukaran	31.42857	Pertanian
42	18140001	Tamansari	20.83333	Pertanian
43	18140007	Tlogosari	64.70588	Pertanian
44	18140010	Tajungsari	44.06780	Pertanian
45	18150003	Sukoharjo	37.83784	Pertanian
46	18150011	Panggunroyom	14.81481	Perdagangan *)
47	18150015	Jatimulyo	30.95238	Pertanian
48	18150018	Tlogoharum	41.66667	Pertanian
49	18160001	Pasucen	22.22222	Jasa
50	18160003	Trangkil	15.78947	Industri Pengolahan
51	18160008	Kertomulyo	37.50000	Pertanian
52	18170007	Langgenharjo	38.46154	Pertanian
53	18180005	Gadu	32.00000	Pertanian
54	18180006	Gajihan	13.79310	Pertanian
55	18180009	Jrahi	27.50000	Pertanian
56	18190003	Plaosan	42.42424	Pertanian
57	18190005	Sirahan	54.54545	Pertanian
58	18190013	Sumur	33.33333	Pertanian
59	18200004	Pakis	14.28571	Perdagangan *)
60	18200009	Tendas	28.12500	Pertanian
61	18200012	Tayu Wetan	12.82051	Perdagangan *)
62	18200018	Bulungan	24.32432	Pertanian
63	18210005	Ngagel	25.00000	Pertanian
64	18210009	Dukuhseti	36.66667	Pertanian

Keterangan: \*) Perdagangan mencakup perdagangan besar/ eceran dan rumah makan.

### Lampiran 3. Pembentukan Pembobot Spasial *Customized* Lapangan Usaha Utama

1 52

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

2 52

1 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

3 52

1 2 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

4 52

1 2 3 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

5 52

1 2 3 4 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

6 52

1 2 3 4 5 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

7 52

1 2 3 4 5 6 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

8 52

1 2 3 4 5 6 7 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

9 52

1 2 3 4 5 6 7 8 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

10 52

1 2 3 4 5 6 7 8 9 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

11 52

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

12 52

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

13 52

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

14 52

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64

15 52

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 16 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 17 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 18 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 19 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 20 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 21 1  
 49  
 22 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 23 1  
 50  
 24 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 25 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 26 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 26 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 27 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 27 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 29 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 28 6  
 32 34 40 46 59 61  
 29 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 30 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 30 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 31 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 31 52



1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 33 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 32 6  
 28 34 40 46 59 61  
 33 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 35 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 34 6  
 28 32 40 46 59 61  
 35 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 36 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 36 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 37 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 37 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 38  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 38 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 39 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 40 6  
 28 32 34 46 59 61  
 41 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 42 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 43 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 44 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 45 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 46 6  
 28 32 34 40 59 61  
 47 52

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 48 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 49 1  
 21  
 50 1  
 23  
 51 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 48 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 52 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 53 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 53 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 54 55 56 57 58 60 62 63 64  
 54 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 55 56 57 58 60 62 63 64  
 55 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 56 57 58 60 62 63 64  
 56 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 57 58 60 62 63 64  
 57 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 58 60 62 63 64  
 58 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 60 62 63 64  
 59 6  
 28 32 34 40 46 61  
 60 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 62 63 64  
 61 6  
 28 32 34 40 46 59  
 62 52  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
 38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 63 64  
 63 52

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 64  
64 52  
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 24 25 26 27 29 30 31 33 35 36 37  
38 39 41 42 43 44 45 47 48 51 52 53 54 55 56 57 58 60 62 63

Lampiran 4. Output Uji Autokorelasi Spasial *Moran's I* untuk Angka Kemiskinan

Moran's I test under normality

data: Y

weights: WCG64PDpati

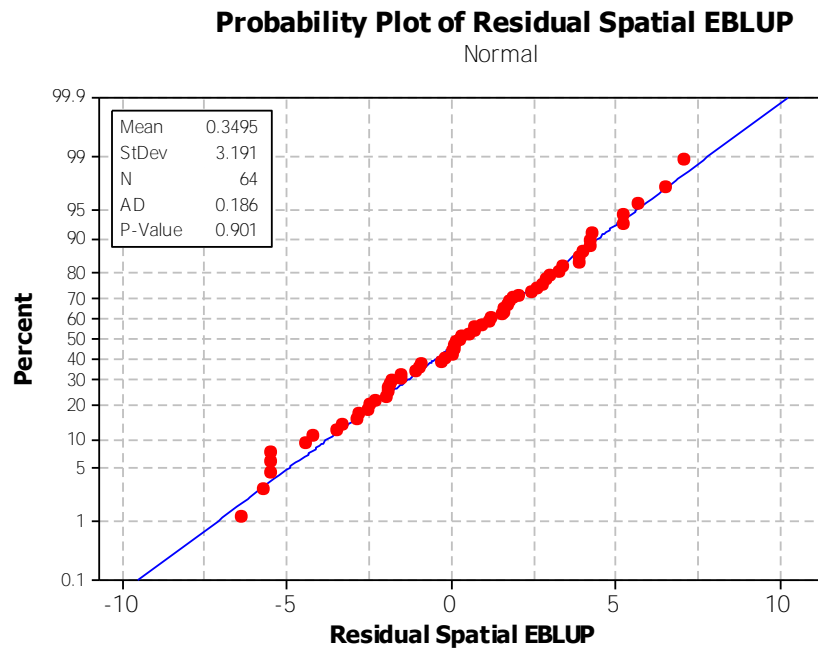
Moran I statistic standard deviate = 4.4259, p-value = 4.803e-06

alternative hypothesis: greater

sample estimates:

Moran I statistic	Expectation	Variance
0.206525964	-0.015873016	0.002525042

Lampiran 5. Pengujian Asumsi Kenormalan Residual Model *Spatial* EBLUP



Lampiran 6. Hasil Estimasi Angka Kemiskinan untuk Desa yang Menjadi Objek Penelitian

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Estimasi Langsung	<i>Spatial</i> EBLUP
1	18010003	Sukolilo	Wegil	50.00000	47.52773
2	18010007	Sukolilo	Tompegunung	68.96552	62.42187
3	18010010	Sukolilo	Sukolilo	58.09524	53.80441
4	18010011	Sukolilo	Kedungwinong	52.77778	50.71007
5	18010015	Sukolilo	Kasiyan	11.53846	17.20844
6	18010016	Sukolilo	Cengkalsewu	51.61290	50.43878
7	18020003	Kayen	Slungkep	66.66667	62.73591
8	18020004	Kayen	Beketel	10.00000	16.33306
9	18020016	Kayen	Boloagung	66.66667	61.42409
10	18030004	Tambakromo	Sinomwidodo	35.29412	40.74285
11	18040002	Winong	Gunungpanti	62.16216	57.91897
12	18040003	Winong	Godo	34.37500	38.77795
13	18040013	Winong	Kudur	45.45455	46.49011
14	18040026	Winong	Pulorejo	52.00000	50.39376
15	18050005	Pucakwangi	Kletek	52.77778	52.90286
16	18050006	Pucakwangi	Terteg	68.57143	63.32738
17	18050009	Pucakwangi	Kepohkencono	30.30303	35.72996
18	18050016	Pucakwangi	Tegalwero	12.12121	17.58055
19	18070001	Batangan	Tlogomojo	37.50000	35.67661
20	18070003	Batangan	Bulumulyo	43.90244	42.91415
21	18070007	Batangan	Kedalon	10.52632	12.36467
22	18070012	Batangan	Bumimulyo	35.29412	35.58104
23	18070017	Batangan	Gajahkumpul	14.28571	16.53503
24	18080004	Juwana	Pekuwon	60.00000	54.30004
25	18080006	Juwana	Karangrejo	50.00000	45.76048
26	18080012	Juwana	Mintomulyo	19.40299	22.68156
27	18080014	Juwana	Margomulyo	40.54054	39.28218
28	18080015	Juwana	Langgenharjo	29.41176	28.66475
29	18080018	Juwana	Bakaran Kulon	55.17241	51.85047
30	18080022	Juwana	Growong Lor	41.93548	37.87724
31	18090004	Jakenan	Tondokerto	25.71429	28.46121
32	18090011	Jakenan	Dukuhmulyo	10.00000	12.47904
33	18090012	Jakenan	Tanjungsari	13.88889	15.76899
34	18100008	Pati	Plangitan	29.62963	29.56934
35	18100010	Pati	Winong	14.81481	17.67158
36	18100014	Pati	Sidoharjo	25.71429	25.56117
37	18100025	Pati	Tambaharjo	44.73684	41.70731
38	18100027	Pati	Ngepungrojo	32.14286	31.84934
39	18110007	Gabus	Tanjunganom	44.44444	41.50730
40	18110016	Gabus	Gebang	26.47059	24.72347

Lampiran 6. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Estimasi Langsung	<i>Spatial</i> EBLUP
41	18130006	Gembong	Plukaran	31.42857	30.83115
42	18140001	Tlogowungu	Tamansari	20.83333	23.28056
43	18140007	Tlogowungu	Tlogosari	64.70588	57.63439
44	18140010	Tlogowungu	Tajungsari	44.06780	42.13645
45	18150003	Wedarijaksa	Sukoharjo	37.83784	34.41707
46	18150011	Wedarijaksa	Panggunroyom	14.81481	16.28327
47	18150015	Wedarijaksa	Jatimulyo	30.95238	29.30455
48	18150018	Wedarijaksa	Tlogoharum	41.66667	41.30209
49	18160001	Trangkil	Pasucen	22.22222	22.04542
50	18160003	Trangkil	Trangkil	15.78947	15.02678
51	18160008	Trangkil	Kertomulyo	37.50000	37.39403
52	18170007	Margoyoso	Langgenharjo	38.46154	35.67785
53	18180005	Gunungwungkal	Gadu	32.00000	30.42965
54	18180006	Gunungwungkal	Gajihan	13.79310	15.71812
55	18180009	Gunungwungkal	Jrahi	27.50000	28.97127
56	18190003	Cluwak	Plaosan	42.42424	39.76970
57	18190005	Cluwak	Sirahan	54.54545	50.60585
58	18190013	Cluwak	Sumur	33.33333	34.23246
59	18200004	Tayu	Pakis	14.28571	16.05328
60	18200009	Tayu	Tendas	28.12500	29.07248
61	18200012	Tayu	Tayu Wetan	12.82051	12.73842
62	18200018	Tayu	Bulungan	24.32432	28.48903
63	18210005	Dukuhseti	Ngagel	25.00000	28.42488
64	18210009	Dukuhseti	Dukuhseti	36.66667	38.54687



Lampiran 7. Hasil MSE dan RRMSE Estimasi Langsung dan *Spatial* EBLUP

No	Kode	Desa/ Kelurahan	Estimasi langsung		<i>Spatial</i> EBLUP	
			MSE	RRMSE	MSE	RRMSE
1	18010003	Wegil	86.80556	18.63390	34.84522	12.42008
2	18010007	Tompegunung	80.45977	13.00641	33.21587	9.23286
3	18010010	Sukolilo	24.63054	8.54273	51.71421	13.36556
4	18010011	Kedungwinong	77.16049	16.64357	50.22930	13.97605
5	18010015	Kasiyan	42.73504	56.65577	27.25182	30.33586
6	18010016	Cengkalsewu	42.02037	12.55948	33.11769	11.40947
7	18020003	Slungkep	68.37607	12.40347	39.38933	10.00399
8	18020004	Beketel	33.33333	57.73503	26.02907	31.23646
9	18020016	Boloagung	102.88066	15.21452	43.22217	10.70322
10	18030004	Sinomwidodo	78.43137	25.09242	36.09812	14.74657
11	18040002	Gunungpanti	72.07207	13.65707	40.33656	10.96550
12	18040003	Godo	83.33333	26.55625	35.61988	15.39081
13	18040013	Kudur	106.06061	22.65686	32.55177	12.27232
14	18040026	Pulorejo	106.66667	19.86145	43.83742	13.13850
15	18050005	Kletek	77.16049	16.64357	39.93742	11.94568
16	18050006	Terteg	50.79365	10.39349	35.13895	9.36058
17	18050009	Kepohkencono	70.70707	27.74887	40.79645	17.87634
18	18050016	Tegalwero	30.30303	45.41476	17.13804	23.54768
19	18070003	Bulumulyo	83.33333	24.34322	30.60715	15.50700
20	18070007	Kedalon	30.80873	12.64294	40.94758	14.91123
21	18070012	Bumimulyo	26.31579	48.73397	29.91175	44.23218
22	18070017	Gajahkumpul	73.52941	24.29563	40.18383	17.81587
23	18080004	Pekuwon	28.57143	37.41657	28.08134	32.04822
24	18080006	Karangrejo	81.63265	15.05847	44.23707	12.24879
25	18080012	Mintomulyo	74.07407	17.21326	32.60444	12.47808
26	18080014	Margomulyo	26.18487	26.37282	30.95155	24.52835
27	18080015	Langgenharjo	72.07207	20.94083	45.46366	17.16472
28	18080018	Bakaran Kulon	52.28758	24.58545	37.69816	21.41963
29	18090004	Tondokerto	91.95402	17.38054	37.71565	11.84426
30	18090011	Dukuhmulyo	86.02151	22.11678	35.94959	15.82955
31	18090012	Tanjungsari	55.55556	28.98607	27.21595	18.32983
32	18100025	Tambaharjo	33.33333	57.73503	21.15763	36.85975
33	18100027	Ngepungrojo	27.77778	37.94733	27.31674	33.14443
34	18110007	Tanjunganom	65.84362	27.38613	38.09520	20.87341
35	18110016	Gebang	37.03704	41.07919	22.48283	26.83182
36	18120007	Margorejo	50.79365	27.71598	28.42379	20.85740
37	18120011	Sukoharjo	61.40351	17.51585	42.34137	15.60164
38	18120015	Banyuurip	89.28571	29.39724	47.28592	21.59064
39	18130001	Bermi	98.76543	22.36068	50.63966	17.14435
40	18130005	Gembong	52.28758	27.31717	34.13864	23.63272

Lampiran 7. (Lanjutan)

No	Kode	Desa/ Kelurahan	Estimasi langsung		<i>Spatial</i> EBLUP	
			MSE	RRMSE	MSE	RRMSE
41	18130006	Plukaran	66.66667	25.97944	41.35273	20.85751
42	18140001	Tamansari	23.39181	23.21524	30.46212	23.70755
43	18140007	Tlogosari	81.69935	13.96901	49.43679	12.19954
44	18140010	Tajungsari	42.81891	14.84897	53.80052	17.40746
45	18150003	Sukoharjo	72.07207	22.43661	47.63022	20.05245
46	18150011	Panggungrayom	37.03704	41.07919	26.13133	31.39346
47	18150015	Jatimulyo	55.55556	24.08073	35.01574	20.19280
48	18150018	Tlogoharum	74.07407	20.65591	36.52856	14.63337
49	18160001	Pasucen	72.01646	38.18813	37.61053	27.81867
50	18160003	Trangkil	17.65928	26.61453	30.34475	36.65860
51	18160008	Kertomulyo	69.44444	22.22222	41.70258	17.26948
52	18170007	Langgenharjo	102.5641	26.33122	42.50792	18.27411
53	18180005	Gadu	85.71429	28.93188	33.20957	18.93802
54	18180006	Gajihan	34.48276	42.57347	25.33796	32.02471
55	18180009	Jrahi	44.44444	24.24242	32.78682	19.76433
56	18190003	Plaosan	70.70707	19.82062	50.41762	17.85414
57	18190005	Sirahan	84.17508	16.82028	37.24453	12.05953
58	18190013	Sumur	86.41975	27.88867	38.19748	18.05424
59	18200004	Pakis	35.71429	41.83300	23.60573	30.26530
60	18200009	Tendas	72.91667	30.36134	46.04346	23.34006
61	18200012	Tayu Wetan	25.64103	39.49684	28.58831	41.97384
62	18200018	Bulungan	63.06306	32.64726	35.16175	20.81410
63	18210005	Ngagel	27.41228	20.94270	30.39464	19.39545
64	18210009	Dukuhseti	59.25926	20.99456	36.87248	15.75296

Lampiran 8. Hasil Estimasi Angka Kemiskinan untuk Semua Desa/ Kelurahan dengan *Spatial* EBLUP

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
1	3318010001	Sukolilo	Pakem	59.14652	78
2	3318010002	Sukolilo	Prawoto	72.65506	9
3	3318010003	Sukolilo	Wegil	47.52773	192
4	3318010004	Sukolilo	Kuwawur	69.36119	17
5	3318010005	Sukolilo	Porangparing	56.99205	99
6	3318010006	Sukolilo	Sumbersoko	69.85095	16
7	3318010007	Sukolilo	Tompegunung	62.42187	56
8	3318010008	Sukolilo	Kedumulyo	60.42638	72
9	3318010009	Sukolilo	Gadudero	47.03405	200
10	3318010010	Sukolilo	Sukolilo	53.80441	131
11	3318010011	Sukolilo	Kedungwinong	50.71007	164
12	3318010012	Sukolilo	Baleadi	44.00744	225
13	3318010013	Sukolilo	Wotan	54.01454	128
14	3318010014	Sukolilo	Baturejo	65.89878	30
15	3318010015	Sukolilo	Kasiyan	17.20844	394
16	3318010016	Sukolilo	Cengkalsewu	50.43878	168
17	3318020001	Kayen	Jimbaran	55.93631	104
18	3318020002	Kayen	Durensawit	65.12914	36
19	3318020003	Kayen	Slungkep	62.73591	53
20	3318020004	Kayen	Beketel	16.33306	396
21	3318020005	Kayen	Purwokerto	64.03380	45
22	3318020006	Kayen	Sumbersari	53.10814	136
23	3318020007	Kayen	Brati	75.25974	5
24	3318020008	Kayen	Jatiroto	74.35799	7
25	3318020009	Kayen	Kayen	53.41982	134
26	3318020010	Kayen	Trimulyo	65.52741	35
27	3318020011	Kayen	Srikaton	55.18762	115
28	3318020012	Kayen	Pasuruhan	76.79460	4
29	3318020013	Kayen	Pesagi	50.64580	165
30	3318020014	Kayen	Rogomulyo	56.99264	98
31	3318020015	Kayen	Talun	64.09650	44
32	3318020016	Kayen	Boloagung	61.42409	64
33	3318020017	Kayen	Sundoluhur	64.69384	39
34	3318030001	Tambakromo	Pakis	54.15574	125
35	3318030002	Tambakromo	Maitan	67.08651	23
36	3318030003	Tambakromo	Wukirsari	51.50158	159
37	3318030004	Tambakromo	Sinomwidodo	40.74285	271
38	3318030005	Tambakromo	Keben	71.69317	12
39	3318030006	Tambakromo	Larangan	62.34426	57
40	3318030007	Tambakromo	Tambakromo	59.92540	74

Lampiran 8. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
41	3318030008	Tambakromo	Mojomulyo	58.48150	83
42	3318030009	Tambakromo	Karangawen	57.71279	92
43	3318030010	Tambakromo	Mangunrekso	55.54658	112
44	3318030011	Tambakromo	Tambaharjo	62.63695	54
45	3318030012	Tambakromo	Tambahagung	61.72512	62
46	3318030013	Tambakromo	Sitirejo	58.30142	86
47	3318030014	Tambakromo	Kedalingan	61.64471	63
48	3318030015	Tambakromo	Karangmulyo	54.79532	118
49	3318030016	Tambakromo	Karangwono	70.19409	14
50	3318030017	Tambakromo	Angkatanlor	52.32615	146
51	3318030018	Tambakromo	Angkatankidul	62.84104	51
52	3318040001	Winong	Pohgading	75.00377	6
53	3318040002	Winong	Gunungpanti	57.91897	90
54	3318040003	Winong	Godo	38.77795	289
55	3318040004	Winong	Kropak	50.27002	172
56	3318040005	Winong	Karangsumber	66.78465	26
57	3318040006	Winong	Guyangan	61.07471	66
58	3318040007	Winong	Sugihan	59.55821	77
59	3318040008	Winong	Kebolampang	62.77539	52
60	3318040009	Winong	Tlogorejo	54.16357	124
61	3318040010	Winong	Pagendisan	54.47924	119
62	3318040011	Winong	Pekalongan	61.24149	65
63	3318040012	Winong	Danyangmulyo	67.87818	20
64	3318040013	Winong	Kudur	46.49011	204
65	3318040014	Winong	Padangan	51.27960	161
66	3318040015	Winong	Blingijati	67.77311	21
67	3318040016	Winong	Mintorahayu	43.96275	226
68	3318040017	Winong	Kebowan	46.85640	201
69	3318040018	Winong	Winong	40.68142	272
70	3318040019	Winong	Klecoregonang	42.39426	245
71	3318040020	Winong	Bumiharjo	41.90495	252
72	3318040021	Winong	Tawangrejo	53.47486	133
73	3318040022	Winong	Bringinwareng	37.45516	303
74	3318040023	Winong	Sumbermulyo	52.19590	147
75	3318040024	Winong	Degan	34.09643	335
76	3318040025	Winong	Serutsadang	46.39553	205
77	3318040026	Winong	Pulorejo	50.39376	169
78	3318040027	Winong	Karangkonang	60.96348	67
79	3318040028	Winong	Tanggal	55.59026	108
80	3318040029	Winong	Wirun	55.66430	107

Lampiran 8. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
81	3318040030	Winong	Sarimulyo	66.45337	28
82	3318050001	Pucakwangi	Wateshaji	64.29815	42
83	3318050002	Pucakwangi	Lumbungmas	72.33024	11
84	3318050003	Pucakwangi	Mojoagung	62.60525	55
85	3318050004	Pucakwangi	Sitimulyo	70.08548	15
86	3318050005	Pucakwangi	Kletek	52.90286	139
87	3318050006	Pucakwangi	Terteg	63.32738	47
88	3318050007	Pucakwangi	Mencon	61.80132	61
89	3318050008	Pucakwangi	Pucakwangi	68.06398	18
90	3318050009	Pucakwangi	Kepohkencono	35.72996	316
91	3318050010	Pucakwangi	Karangwotan	64.64840	41
92	3318050011	Pucakwangi	Bodeh	73.56992	8
93	3318050012	Pucakwangi	Triguno	64.66756	40
94	3318050013	Pucakwangi	Tanjungsekar	56.43509	101
95	3318050014	Pucakwangi	Pelemgede	58.93896	80
96	3318050015	Pucakwangi	Sokopuluhan	63.68278	46
97	3318050016	Pucakwangi	Tegalwero	17.58055	393
98	3318050017	Pucakwangi	Plosorejo	48.92934	181
99	3318050018	Pucakwangi	Karangrejo	46.57707	202
100	3318050019	Pucakwangi	Jetak	47.49425	193
101	3318050020	Pucakwangi	Grogolsari	49.60787	176
102	3318060001	Jaken	Boto	44.40624	223
103	3318060002	Jaken	Trikooyo	55.08867	117
104	3318060003	Jaken	Sumberan	55.95769	103
105	3318060004	Jaken	Mojolampir	64.79934	38
106	3318060005	Jaken	Mantingan	65.75679	31
107	3318060006	Jaken	Ronggo	65.75225	32
108	3318060007	Jaken	Sumberagung	84.56493	1
109	3318060008	Jaken	Sidoluhur	67.98830	19
110	3318060009	Jaken	Srikaton	72.64717	10
111	3318060010	Jaken	Arumanis	66.81542	25
112	3318060011	Jaken	Tegalarum	57.83849	91
113	3318060012	Jaken	Sidomukti	58.82974	81
114	3318060013	Jaken	Mojoluhur	47.29830	195
115	3318060014	Jaken	Kebonturi	38.41100	294
116	3318060015	Jaken	Lundo	59.06478	79
117	3318060016	Jaken	Sukorukun	55.91900	105
118	3318060017	Jaken	Sumberejo	60.48464	71
119	3318060018	Jaken	Manjang	67.70906	22
120	3318060019	Jaken	Tamansari	62.09008	59

Lampiran 8. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
121	3318060020	Jaken	Sumberarum	65.71666	34
122	3318060021	Jaken	Sriwedari	63.31467	48
123	3318070001	Batangan	Tlogomojo	47.87657	191
124	3318070002	Batangan	Sukoagung	35.03512	324
125	3318070003	Batangan	Bulumulyo	35.67661	318
126	3318070004	Batangan	Tompomulyo	50.26273	173
127	3318070005	Batangan	Kuniran	58.33676	85
128	3318070006	Batangan	Gunungsari	65.73889	33
129	3318070007	Batangan	Kedalon	42.91415	239
130	3318070008	Batangan	Klayusiwalan	54.34011	121
131	3318070009	Batangan	Ngening	57.42312	94
132	3318070010	Batangan	Raci	45.49604	214
133	3318070011	Batangan	Ketitangwetan	45.77486	210
134	3318070012	Batangan	Bumimulyo	12.36467	405
135	3318070013	Batangan	Jembangan	59.55885	76
136	3318070014	Batangan	Lengkong	47.40216	194
137	3318070015	Batangan	Mangunlegi	39.86834	278
138	3318070016	Batangan	Batursari	32.32086	349
139	3318070017	Batangan	Gajahkumpul	35.58104	320
140	3318070018	Batangan	Pecangaan	34.69960	328
141	3318080001	Juwana	Sejomulyo	63.19541	50
142	3318080002	Juwana	Bringin	51.63360	156
143	3318080003	Juwana	Ketip	41.99461	250
144	3318080004	Juwana	Pekuwon	16.53503	395
145	3318080005	Juwana	Karang	55.79542	106
146	3318080006	Juwana	Karangrejo	54.30004	123
147	3318080007	Juwana	Bumirejo	39.60304	282
148	3318080008	Juwana	Kedungpancing	28.86750	367
149	3318080009	Juwana	Jepuro	35.21661	323
150	3318080010	Juwana	Tluwah	43.88210	230
151	3318080011	Juwana	Doropayung	37.01094	307
152	3318080012	Juwana	Mintomulyo	45.76048	211
153	3318080013	Juwana	Gadingrejo	56.64302	100
154	3318080014	Juwana	Margomulyo	22.68156	387
155	3318080015	Juwana	Langgenharjo	39.28218	284
156	3318080016	Juwana	Genengmulyo	37.86187	299
157	3318080017	Juwana	Agungmulyo	42.79434	241
158	3318080018	Juwana	Bakarankulon	28.66475	371
159	3318080019	Juwana	Bakaranwetan	43.92082	227
160	3318080020	Juwana	Dukutalit	52.69588	143

Lampiran 8. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
161	3318080021	Juwana	Growongkidul	46.26167	207
162	3318080022	Juwana	Growonglor	43.91347	228
163	3318080023	Juwana	Kauman	31.02321	357
164	3318080024	Juwana	Pajeksan	22.93548	386
165	3318080025	Juwana	Kudukeras	39.38426	283
166	3318080026	Juwana	Kebonsawahan	34.59111	329
167	3318080027	Juwana	Bajomulyo	40.90063	268
168	3318080028	Juwana	Bendar	45.27549	216
169	3318080029	Juwana	Trimulyo	45.75483	212
170	3318090001	Jakenan	Kedungmulyo	40.54208	274
171	3318090002	Jakenan	Sendangsoko	34.73650	327
172	3318090003	Jakenan	Tambahmulyo	54.08259	126
173	3318090004	Jakenan	Tondokerto	51.85047	152
174	3318090005	Jakenan	Mantingantengah	63.24130	49
175	3318090006	Jakenan	Jatisari	43.33772	234
176	3318090007	Jakenan	Karangrejolor	40.84619	270
177	3318090008	Jakenan	Sidomulyo	57.09339	97
178	3318090009	Jakenan	Plosojenar	46.00696	209
179	3318090010	Jakenan	Jakenan	53.07340	138
180	3318090011	Jakenan	Dukuhmulyo	37.87724	298
181	3318090012	Jakenan	Tanjungsari	28.46121	373
182	3318090013	Jakenan	Puluhantengah	48.56184	183
183	3318090014	Jakenan	Sembaturagung	60.07501	73
184	3318090015	Jakenan	Glonggong	44.60813	221
185	3318090016	Jakenan	Kalimulyo	51.95911	151
186	3318090017	Jakenan	Tlogorejo	40.43273	275
187	3318090018	Jakenan	Sonorejo	50.45729	167
188	3318090019	Jakenan	Ngastorejo	42.16355	248
189	3318090020	Jakenan	Sidoarum	58.46786	84
190	3318090021	Jakenan	Karangrowo	41.51157	257
191	3318090022	Jakenan	Tondomulyo	56.42191	102
192	3318090023	Jakenan	Bungasrejo	54.45496	120
193	3318100001	Pati	Panjunan	42.41389	243
194	3318100002	Pati	Gajahmati	32.69788	345
195	3318100003	Pati	Mustokoharjo	42.82441	240
196	3318100004	Pati	Semampir	27.50215	378
197	3318100005	Pati	Patiwetan	36.83900	308
198	3318100006	Pati	Blaru	38.62006	291
199	3318100007	Pati	Patikidul	31.06687	356
200	3318100008	Pati	Plangitan	28.70391	369



Lampiran 8. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
201	3318100009	Pati	Puri	32.46065	346
202	3318100010	Pati	Winong	27.94793	376
203	3318100011	Pati	Ngarus	14.46517	402
204	3318100012	Pati	Patilor	30.72013	360
205	3318100013	Pati	Parenggan	11.65340	406
206	3318100014	Pati	Sidoharjo	31.81533	352
207	3318100015	Pati	Kalidoro	19.97408	389
208	3318100016	Pati	Sarirejo	39.19380	286
209	3318100017	Pati	Geritan	26.04069	379
210	3318100018	Pati	Dengkek	35.34840	321
211	3318100019	Pati	Sugiharjo	32.90227	343
212	3318100020	Pati	Widorokandang	25.29641	381
213	3318100021	Pati	Payang	29.03812	365
214	3318100022	Pati	Kutoharjo	28.04169	375
215	3318100023	Pati	Sidokerto	33.78527	338
216	3318100024	Pati	Mulyoharjo	38.38112	296
217	3318100025	Pati	Tambaharjo	12.47904	404
218	3318100026	Pati	Tambahsari	25.18523	382
219	3318100027	Pati	Ngepungrojo	15.76899	399
220	3318100028	Pati	Purworejo	36.82227	309
221	3318100029	Pati	Sinoman	38.44047	293
222	3318110001	Gabus	Wuwur	55.58234	109
223	3318110002	Gabus	Karaban	57.14924	96
224	3318110003	Gabus	Tlogoayu	48.20705	189
225	3318110004	Gabus	Bogotanjung	39.85403	279
226	3318110005	Gabus	Koryokalangan	51.64179	155
227	3318110006	Gabus	Gabus	45.57905	213
228	3318110007	Gabus	Tanjunganom	29.56934	362
229	3318110008	Gabus	Sunggingwarno	59.60153	75
230	3318110009	Gabus	Penanggungan	53.15417	135
231	3318110010	Gabus	Tambahmulyo	47.13262	199
232	3318110011	Gabus	Sugihrejo	40.96088	267
233	3318110012	Gabus	Mojolawaran	37.33148	305
234	3318110013	Gabus	Sambirejo	34.27046	332
235	3318110014	Gabus	Pantirejo	52.74323	142
236	3318110015	Gabus	Tanjang	27.89188	377
237	3318110016	Gabus	Gebang	17.67158	392
238	3318110017	Gabus	Plumbungan	34.10929	334
239	3318110018	Gabus	Babalan	32.89879	344
240	3318110019	Gabus	Koripandriyo	45.47317	215

Lampiran 8. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
241	3318110020	Gabus	Soko	57.92798	89
242	3318110021	Gabus	Gempolsari	41.79181	254
243	3318110022	Gabus	Banjarsari	51.01934	163
244	3318110023	Gabus	Mintobasuki	38.93621	287
245	3318110024	Gabus	Kosekan	37.59378	301
246	3318120001	Margorejo	Jambeankidul	48.98243	180
247	3318120002	Margorejo	Wangunrejo	31.49127	354
248	3318120003	Margorejo	Bumirejo	38.28094	297
249	3318120004	Margorejo	Sokokulon	47.25335	196
250	3318120005	Margorejo	Jimbaran	55.16657	116
251	3318120006	Margorejo	Ngawen	32.35168	348
252	3318120007	Margorejo	Margorejo	25.56117	380
253	3318120008	Margorejo	Penambuhan	33.61519	340
254	3318120009	Margorejo	Langenharjo	34.91836	325
255	3318120010	Margorejo	Dadirejo	43.55875	233
256	3318120011	Margorejo	Sukoharjo	41.70731	255
257	3318120012	Margorejo	Badegan	35.78692	315
258	3318120013	Margorejo	Pegandan	34.55083	330
259	3318120014	Margorejo	Sukobubuk	35.80995	314
260	3318120015	Margorejo	Banyuurip	31.84934	351
261	3318120016	Margorejo	Langse	40.21876	277
262	3318120017	Margorejo	Metaraman	30.83782	358
263	3318120018	Margorejo	Muktiharjo	31.53981	353
264	3318130001	Gembong	Bermi	41.50730	258
265	3318130002	Gembong	Kedungbulus	28.77654	368
266	3318130003	Gembong	Semirejo	35.85790	313
267	3318130004	Gembong	Wonosekar	19.59003	391
268	3318130005	Gembong	Gembong	24.72347	383
269	3318130006	Gembong	Plukaran	30.83115	359
270	3318130007	Gembong	Bageng	43.12692	235
271	3318130008	Gembong	Pohgading	33.80530	337
272	3318130009	Gembong	Klakahkasian	57.95627	88
273	3318130010	Gembong	Ketanggan	38.80572	288
274	3318130011	Gembong	Sitiluhur	33.97528	336
275	3318140001	Tlogowungu	Tamansari	23.28056	385
276	3318140002	Tlogowungu	Sambirejo	40.99875	266
277	3318140003	Tlogowungu	Tlogorejo	36.30398	312
278	3318140004	Tlogowungu	Purwosari	50.33436	171
279	3318140005	Tlogowungu	Regaloh	43.08724	236
280	3318140006	Tlogowungu	Wonorejo	41.22489	263

Lampiran 8. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
281	3318140007	Tlogowungu	Tlogosari	57.63439	93
282	3318140008	Tlogowungu	Sumbermulyo	60.83518	70
283	3318140009	Tlogowungu	Guwo	53.09352	137
284	3318140010	Tlogowungu	Tajungsari	42.13645	249
285	3318140011	Tlogowungu	Lahar	58.27119	87
286	3318140012	Tlogowungu	Suwatu	66.94936	24
287	3318140013	Tlogowungu	Cabak	65.07927	37
288	3318140014	Tlogowungu	Klumpit	44.52510	222
289	3318140015	Tlogowungu	Gunungsari	66.60200	27
290	3318150001	Wedarijaksa	Bumiayu	28.66638	370
291	3318150002	Wedarijaksa	Margorejo	33.73392	339
292	3318150003	Wedarijaksa	Sukoharjo	34.41707	331
293	3318150004	Wedarijaksa	Tawangharjo	32.25004	350
294	3318150005	Wedarijaksa	Ngurensiti	39.21596	285
295	3318150006	Wedarijaksa	Bangsarejo	47.20546	198
296	3318150007	Wedarijaksa	Tluwuk	42.29752	247
297	3318150008	Wedarijaksa	Sidoharjo	37.52314	302
298	3318150009	Wedarijaksa	Ngurenrejo	40.56836	273
299	3318150010	Wedarijaksa	Jontro	44.70125	220
300	3318150011	Wedarijaksa	Panggunroyom	16.28327	397
301	3318150012	Wedarijaksa	Suwaduk	48.03923	190
302	3318150013	Wedarijaksa	Wedarijaksa	38.39776	295
303	3318150014	Wedarijaksa	Pagerharjo	49.57447	177
304	3318150015	Wedarijaksa	Jatimulyo	29.30455	363
305	3318150016	Wedarijaksa	Jetak	43.90187	229
306	3318150017	Wedarijaksa	Kepoh	41.20479	264
307	3318150018	Wedarijaksa	Tlogoharum	41.30209	262
308	3318160001	Trangkil	Pasucen	22.04542	388
309	3318160002	Trangkil	Ketanen	41.60263	256
310	3318160003	Trangkil	Trangkil	15.02678	401
311	3318160004	Trangkil	Kajar	35.28601	322
312	3318160005	Trangkil	Asempapan	48.26839	188
313	3318160006	Trangkil	Sambilawang	41.82080	253
314	3318160007	Trangkil	Guyangan	83.55312	2
315	3318160008	Trangkil	Kertomulyo	37.39403	304
316	3318160009	Trangkil	Tlutup	37.65705	300
317	3318160010	Trangkil	Kadilangu	31.08622	355
318	3318160011	Trangkil	Krandan	19.81935	390
319	3318160012	Trangkil	Rejoagung	49.13023	179
320	3318160013	Trangkil	Karanglegi	42.40313	244

Lampiran 8. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
321	3318160014	Trangkil	Karangwage	32.35394	347
322	3318160015	Trangkil	Mojoagung	51.60064	157
323	3318160016	Trangkil	Tegalharjo	57.34711	95
324	3318170001	Margoyoso	Tegalarum	52.12241	149
325	3318170002	Margoyoso	Soneyan	61.81150	60
326	3318170003	Margoyoso	Tanjungrejo	39.84384	280
327	3318170004	Margoyoso	Sidomukti	49.63187	175
328	3318170005	Margoyoso	Pohijo	45.03807	218
329	3318170006	Margoyoso	Kertomulyo	41.14278	265
330	3318170007	Margoyoso	Langgenharjo	35.67785	317
331	3318170008	Margoyoso	Pangkalan	48.48180	185
332	3318170009	Margoyoso	Bulumaniskidul	45.01529	219
333	3318170010	Margoyoso	Bulumanislur	51.68345	154
334	3318170011	Margoyoso	Sekarjalak	23.78618	384
335	3318170012	Margoyoso	Kajen	82.18896	3
336	3318170013	Margoyoso	Ngemplakkidul	52.82987	141
337	3318170014	Margoyoso	Purworejo	35.61068	319
338	3318170015	Margoyoso	Purwodadi	40.84893	269
339	3318170016	Margoyoso	Ngemplaklor	36.68401	311
340	3318170017	Margoyoso	Waturoyo	49.15443	178
341	3318170018	Margoyoso	Cebilekkidul	46.25656	208
342	3318170019	Margoyoso	Tunjungrejo	41.50396	259
343	3318170020	Margoyoso	Margoyoso	55.55132	111
344	3318170021	Margoyoso	Margotuhukidul	33.01943	342
345	3318170022	Margoyoso	Semerak	42.97931	237
346	3318180001	Gunungwungkal	Jepalo	52.15663	148
347	3318180002	Gunungwungkal	Sidomulyo	49.78733	174
348	3318180003	Gunungwungkal	Sampok	33.52057	341
349	3318180004	Gunungwungkal	Pesagen	41.47654	260
350	3318180005	Gunungwungkal	Gadu	30.42965	361
351	3318180006	Gunungwungkal	Gajihan	15.71812	400
352	3318180007	Gunungwungkal	Perdopo	51.53992	158
353	3318180008	Gunungwungkal	Gulangpongge	50.38432	170
354	3318180009	Gunungwungkal	Jrahi	28.97127	366
355	3318180010	Gunungwungkal	Giling	53.90856	130
356	3318180011	Gunungwungkal	Bancak	45.14361	217
357	3318180012	Gunungwungkal	Gunungwungkal	51.33574	160
358	3318180013	Gunungwungkal	Jembulwunut	46.49741	203
359	3318180014	Gunungwungkal	Ngetuk	48.80741	182
360	3318180015	Gunungwungkal	Sumberrejo	47.21490	197

Lampiran 8. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
361	3318190001	Cluwak	Medani	41.33785	261
362	3318190002	Cluwak	Sentul	55.55896	110
363	3318190003	Cluwak	Plaosan	39.76970	281
364	3318190004	Cluwak	Payak	52.00531	150
365	3318190005	Cluwak	Sirahan	50.60585	166
366	3318190006	Cluwak	Mojo	54.31591	122
367	3318190007	Cluwak	Karangsari	58.65336	82
368	3318190008	Cluwak	Bleber	48.26859	187
369	3318190009	Cluwak	Ngawen	40.42065	276
370	3318190010	Cluwak	Ngablak	42.36833	246
371	3318190011	Cluwak	Gesengan	51.68683	153
372	3318190012	Cluwak	Gerit	53.99800	129
373	3318190013	Cluwak	Sumur	34.23246	333
374	3318200001	Tayu	Pondowan	52.60412	144
375	3318200002	Tayu	Kedungsari	46.28792	206
376	3318200003	Tayu	Margomulyo	36.74613	310
377	3318200004	Tayu	Pakis	16.05328	398
378	3318200005	Tayu	Sendangrejo	34.78836	326
379	3318200006	Tayu	Jepatkidul	43.87909	231
380	3318200007	Tayu	Tunggulsari	44.20019	224
381	3318200008	Tayu	Jepatlor	41.95078	251
382	3318200009	Tayu	Tendas	29.07248	364
383	3318200010	Tayu	Keboromo	42.91662	238
384	3318200011	Tayu	Sambiroto	51.15891	162
385	3318200012	Tayu	Tayuwetan	12.73842	403
386	3318200013	Tayu	Tayukulon	37.22841	306
387	3318200014	Tayu	Pundenrejo	52.86699	140
388	3318200015	Tayu	Kedungbang	38.75932	290
389	3318200016	Tayu	Bendokatonkidul	42.77317	242
390	3318200017	Tayu	Purwokerto	48.33080	186
391	3318200018	Tayu	Bulungan	28.48903	372
392	3318200019	Tayu	Luwang	54.07144	127
393	3318200020	Tayu	Dororejo	43.62214	232
394	3318200021	Tayu	Kalikalong	52.33388	145
395	3318210001	Dukuhseti	Wedusan	62.13062	58
396	3318210002	Dukuhseti	Grogolan	71.56809	13
397	3318210003	Dukuhseti	Dumpil	55.26097	114
398	3318210004	Dukuhseti	Bakalan	60.90292	69
399	3318210005	Dukuhseti	Ngagel	28.42488	374
400	3318210006	Dukuhseti	Kenanti	48.50709	184

Lampiran 8. (Lanjutan)

No	Kode	Kecamatan	Desa/ Kelurahan	Angka Kemiskinan	Ranking Kemiskinan
401	3318210007	Dukuhseti	Alasdowo	53.75832	132
402	3318210008	Dukuhseti	Banyutowo	55.54393	113
403	3318210009	Dukuhseti	Dukuhseti	38.54687	292
404	3318210010	Dukuhseti	Kembang	60.95347	68
405	3318210011	Dukuhseti	Tegalombo	64.19950	43
406	3318210012	Dukuhseti	Puncel	66.44327	29

## Lampiran 9. *Syntax* Convert File Format CSV ke Format Gal dan Uji Moran's I Univariat pada Program R

```
## Convert File Format CSV ke Format Gal ##
library(sp)
library(Matrix)
library(spdep)

WCG64PD <- read.csv("D:/WCG64PD.csv", header=FALSE)
WCG64PD <- data.matrix(WCG64PD)

# convert matrix to spatial weights list
wdat <- mat2listw(WCG64PD, row.names = NULL, style="M")

# write neighbours component of spatial weights list as GAL file
write.nb.gal(wdat$neighbours, "WCG64PD.gal")
# Hasil tersimpan di folder my document (libraries)

## Uji Moran's I Univariat ##
library(sp)
library(Matrix)
library(spdep)

DatPov64<-read.csv("D:/DatPov64.csv", sep="," ,header=TRUE)
WCG64PD<-read.csv("D:/WCG64PD.csv", sep="," ,header=FALSE)
matWCG64PD<-as.matrix(WCG64PD)
WCG64PDpati<-mat2listw(matWCG64PD,style="w")
WCG64PDpati$weight

Y<-DatPov64$Y          # variabel Y yang akan diuji
moran.test(Y,WCG64PDpati, randomisation=FALSE,
zero.policy=TRUE,alternative="greater", rank = FALSE, na.action=na.fail,
spChk=NULL, adjust.n=TRUE)

localmoran(Y, WCG64PDpati, zero.policy=NULL,
na.action=na.fail,alternative = "greater", p.adjust.method="none",
mlvar=TRUE,spChk=NULL)

moran.plot(Y, WCG64PDpati, labels=as.character(DatPov64$desa), pch=64)
# 64 desa
```



## Lampiran 10. *Syntax Spatial EBLUP Maximum Likelihood* pada Program R

```
#Written by I. Molina, N. Salvati, and M. Pratesi
#eblupSFH
library(nlme)
library(MASS)
library(sae)

function (formula, vardir, proxmat, method = "ML", MAXITER = 100,
PRECISION = 1e-04, data)
{
  result <- list(eblup = NA, fit = list(method = method, convergence =
TRUE,
    iterations = 0, estcoef = NA, refvar = NA, spatialcorr = NA,
    goodness = NA))
  if (method != "REML" & method != "ML")
    stop(" method=\"", method, "\" must be \"REML\" or \"ML\".")
  namevar <- deparse(substitute(vardir))
  if (!missing(data)) {
    formuladata <- model.frame(formula, na.action = na.omit,
      data)
    X <- model.matrix(formula, data)
    vardir <- data[, namevar]
  }
  else {
    formuladata <- model.frame(formula, na.action = na.omit)
    X <- model.matrix(formula)
  }
  y <- formuladata[, 1]
  if (attr(attributes(formuladata)$terms, "response") == 1)
    textformula <- paste(formula[2], formula[1], formula[3])
  else textformula <- paste(formula[1], formula[2])
  if (length(na.action(formuladata)) > 0)
    stop("Argument formula=", textformula, " contains NA values.")
  if (any(is.na(vardir)))
    stop("Argument vardir=", namevar, " contains NA values.")
  proxmatname <- deparse(substitute(proxmat))
  if (any(is.na(proxmat)))
    stop("Argument proxmat=", proxmatname, " contains NA values.")
  if (!is.matrix(proxmat))
    proxmat <- as.matrix(proxmat)
  nformula <- nrow(X)
  nvardir <- length(vardir)
  nproxmat <- nrow(proxmat)
  if (nformula != nvardir | nformula != nproxmat)
    stop(" formula=", textformula, " [rows=", nformula,
      "],\n", " vardir=", namevar, " [rows=", nvardir,
      "]" and "\n", " proxmat=", proxmatname, " [rows=",
      nproxmat, "]\n", " must be the same length.")
  if (nproxmat != ncol(proxmat))
    stop(" Argument proxmat=", proxmatname, " is not a square matrix
[rows=",
      nproxmat, ",columns=", ncol(proxmat), "].")
  m <- length(y)
  p <- dim(X)[2]
  Xt <- t(X)
  yt <- t(y)
  proxmatt <- t(proxmat)
  I <- diag(1, m)
  par.stim <- matrix(0, 2, 1)
  stime.fin <- matrix(0, 2, 1)
  s <- matrix(0, 2, 1)
```

```

Idev <- matrix(0, 2, 2)
sigma2.u.stim.S <- 0
rho.stim.S <- 0
sigma2.u.stim.S[1] <- median(vardir)
rho.stim.S[1] <- 0.5
if (method == "REML") {
  k <- 0
  diff.S <- PRECISION + 1
  while ((diff.S > PRECISION) & (k < MAXITER)) {
    k <- k + 1
    dersigma <- solve((I - rho.stim.S[k] * proxmatt) %%%
      (I - rho.stim.S[k] * proxmat))
    derRho <- 2 * rho.stim.S[k] * proxmatt %%% proxmat -
      proxmat - proxmatt
    derVRho <- (-1) * sigma2.u.stim.S[k] * (dersigma %%%
      derRho %%% dersigma)
    V <- sigma2.u.stim.S[k] * dersigma + I * vardir
    Vi <- solve(V)
    XtVi <- Xt %%% Vi
    Q <- solve(XtVi %%% X)
    P <- Vi - t(XtVi) %%% Q %%% XtVi
    b.s <- Q %%% XtVi %%% y
    PD <- P %%% dersigma
    PR <- P %%% derVRho
    Pdir <- P %%% y
    s[1, 1] <- (-0.5) * sum(diag(PD)) + (0.5) * (yt %%%
      PD %%% Pdir)
    s[2, 1] <- (-0.5) * sum(diag(PR)) + (0.5) * (yt %%%
      PR %%% Pdir)
    Idev[1, 1] <- (0.5) * sum(diag(PD %%% PD))
    Idev[1, 2] <- (0.5) * sum(diag(PD %%% PR))
    Idev[2, 1] <- Idev[1, 2]
    Idev[2, 2] <- (0.5) * sum(diag(PR %%% PR))
    par.stim[1, 1] <- sigma2.u.stim.S[k]
    par.stim[2, 1] <- rho.stim.S[k]
    stime.fin <- par.stim + solve(Idev) %%% s
    if (stime.fin[2, 1] <= -1)
      stime.fin[2, 1] <- -0.999
    if (stime.fin[2, 1] >= 1)
      stime.fin[2, 1] <- 0.999
    sigma2.u.stim.S[k + 1] <- stime.fin[1, 1]
    rho.stim.S[k + 1] <- stime.fin[2, 1]
    diff.S <- max(abs(stime.fin - par.stim)/par.stim)
  }
} else {
  k <- 0
  diff.S <- PRECISION + 1
  while ((diff.S > PRECISION) & (k < MAXITER)) {
    k <- k + 1
    dersigma <- solve((I - rho.stim.S[k] * proxmatt) %%%
      (I - rho.stim.S[k] * proxmat))
    derRho <- 2 * rho.stim.S[k] * proxmatt %%% proxmat -
      proxmat - proxmatt
    derVRho <- (-1) * sigma2.u.stim.S[k] * (dersigma %%%
      derRho %%% dersigma)
    V <- sigma2.u.stim.S[k] * dersigma + I * vardir
    Vi <- solve(V)
    XtVi <- Xt %%% Vi
    Q <- solve(XtVi %%% X)
    P <- Vi - t(XtVi) %%% Q %%% XtVi
    b.s <- Q %%% XtVi %%% y
    PD <- P %%% dersigma

```

```

PR <- P %%% dervRho
Pdir <- P %%% y
ViD <- Vi %%% derSigma
ViR <- Vi %%% dervRho
s[1, 1] <- (-0.5) * sum(diag(ViD)) + (0.5) * (yt %%%
  PD %%% Pdir)
s[2, 1] <- (-0.5) * sum(diag(ViR)) + (0.5) * (yt %%%
  PR %%% Pdir)
Idev[1, 1] <- (0.5) * sum(diag(ViD %%% ViD))
Idev[1, 2] <- (0.5) * sum(diag(ViD %%% ViR))
Idev[2, 1] <- Idev[1, 2]
Idev[2, 2] <- (0.5) * sum(diag(ViR %%% ViR))
par.stim[1, 1] <- sigma2.u.stim.S[k]
par.stim[2, 1] <- rho.stim.S[k]
stime.fin <- par.stim + solve(Idev) %%% s
if (stime.fin[2, 1] <= -1)
  stime.fin[2, 1] <- -0.999
if (stime.fin[2, 1] >= 1)
  stime.fin[2, 1] <- 0.999
sigma2.u.stim.S[k + 1] <- stime.fin[1, 1]
rho.stim.S[k + 1] <- stime.fin[2, 1]
diff.S <- max(abs(stime.fin - par.stim)/par.stim)
}
}
if (rho.stim.S[k + 1] == -0.999)
  rho.stim.S[k + 1] <- -1
else if (rho.stim.S[k + 1] == 0.999)
  rho.stim.S[k + 1] <- 1
rho <- rho.stim.S[k + 1]
sigma2.u.stim.S[k + 1] <- max(sigma2.u.stim.S[k + 1], 0)
sigma2u <- sigma2.u.stim.S[k + 1]
result$fit$iterations <- k
if (k >= MAXITER && diff >= PRECISION) {
  result$fit$convergence <- FALSE
  return(result)
}
result$fit$refvar <- sigma2u
result$fit$spatialcorr <- rho
if (sigma2u < 0 || rho < (-1) || rho > 1) {
  print("eblupSFH: este mensaje no debe salir")
  return(result)
}
A <- solve((I - rho * proxmatt) %%% (I - rho * proxmat))
G <- sigma2u * A
V <- G + I * vardir
Vi <- solve(V)
xtVi <- Xt %%% Vi
Q <- solve(XtVi %%% X)
Bstim <- Q %%% XtVi %%% y
std.errorbeta <- sqrt(diag(Q))
tvalue <- Bstim/std.errorbeta
pvalue <- 2 * pnorm(abs(tvalue), lower.tail = FALSE)
coef <- data.frame(beta = Bstim, std.error = std.errorbeta,
  tvalue, pvalue)
xbeta <- X %%% Bstim
resid <- y - xbeta
loglike <- (-0.5) * (m * log(2 * pi) + determinant(V, logarithm =
TRUE)$modulus +
  t(resid) %%% Vi %%% resid)
AIC <- (-2) * loglike + 2 * (p + 2)
BIC <- (-2) * loglike + (p + 2) * log(m)
goodness <- c(loglike = loglike, AIC = AIC, BIC = BIC)
res <- y - X %%% Bstim

```

```
thetaSpat <- X %*% Bstim + G %*% Vi %*% res
result$fit$estcoef <- coef
result$fit$goodness <- goodness
result$eblup <- thetaSpat
return(result)
}
<environment: namespace:sae>
```

Lampiran 11. *Syntax Parametric Bootstrap Spatial EBLUP Maximum Likelihood*  
pada Program R

```
#pbmseSFH
library(nlme)
library(MASS)
library(sae)

function (formula, vardir, proxmat, B = 100, method = "ML",
  MAXITER = 100, PRECISION = 1e-04, data)
{
  result <- list(est = NA, mse = NA)
  namevar <- deparse(substitute(vardir))
  if (!missing(data)) {
    formuladata <- model.frame(formula, na.action = na.omit,
      data)
    X <- model.matrix(formula, data)
    vardir <- data[, namevar]
  }
  else {
    formuladata <- model.frame(formula, na.action = na.omit)
    X <- model.matrix(formula)
  }
  y <- formuladata[, 1]
  if (attr(attributes(formuladata)$terms, "response") == 1)
    textformula <- paste(formula[2], formula[1], formula[3])
  else textformula <- paste(formula[1], formula[2])
  if (length(na.action(formuladata)) > 0)
    stop("Argument formula=", textformula, " contains NA values.")
  if (any(is.na(vardir)))
    stop("Argument vardir=", namevar, " contains NA values.")
  proxmatname <- deparse(substitute(proxmat))
  if (any(is.na(proxmat)))
    stop("Argument proxmat=", proxmatname, " contains NA values.")
  if (!is.matrix(proxmat))
    proxmat <- as.matrix(proxmat)
  nformula <- nrow(X)
  nvardir <- length(vardir)
  nproxmat <- nrow(proxmat)
  if (nformula != nvardir | nformula != nproxmat)
    stop(" formula=", textformula, " [rows=", nformula,
      "],\n", " vardir=", namevar, " [rows=", nvardir,
      "]" and "\n", " proxmat=", proxmatname, " [rows=",
      nproxmat, "]\n", " must be the same length.")
  if (nproxmat != ncol(proxmat))
    stop(" Argument proxmat=", proxmatname, " is not a square matrix
  [rows=",
    nproxmat, ",columns=", ncol(proxmat), "].")
  result$est <- eblupSFH(y ~ X, vardir, proxmat, method,
    MAXITER, PRECISION)
  if (result$est$fit$convergence == FALSE) {
    warning("The fitting method does not converge.\n")
    return(result)
  }
  beta <- result$est$fit$estcoef$beta
  A <- result$est$fit$refvar
  rho <- result$est$fit$spatialcorr
  m <- dim(X)[1]
  p <- dim(X)[2]
  Bstim.boot <- beta
  rho.boot <- rho
}
```

```

sigma2.boot <- A
I <- diag(1, m)
Xt <- t(X)
proxmatt <- t(proxmat)
glsp <- rep(0, m)
g2sp <- rep(0, m)
Amat.sblup <- solve((I - rho.boot * proxmatt) %%% (I - rho.boot *
  proxmat))
G.sblup <- sigma2.boot * Amat.sblup
V.sblup <- G.sblup + I * vardir
V.sblupi <- solve(V.sblup)
Xtv.sblupi <- Xt %%% V.sblupi
Q.sblup <- solve(Xtv.sblupi %%% X)
Ga.sblup <- G.sblup %%% V.sblupi %%% G.sblup
for (i in 1:m) {
  glsp[i] <- Ga.sblup[i, i]
}
Gb.sblup <- G.sblup %%% t(Xtv.sblupi)
xa.sblup <- matrix(0, 1, p)
for (i in 1:m) {
  xa.sblup[1, ] <- X[i, ] - Gb.sblup[i, ]
  g2sp[i] <- xa.sblup %%% Q.sblup %%% t(xa.sblup)
}
summse.pb <- rep(0, m)
sumglsp.pb <- rep(0, m)
sumg2sp.pb <- rep(0, m)
sumg3sp.pb <- rep(0, m)
glsp.aux <- rep(0, m)
g2sp.aux <- rep(0, m)
cat("\nBootstrap procedure with B =", B, "iterations starts.\n")
boot <- 1
while (boot <= B) {
  u.boot <- rnorm(m, 0, sqrt(sigma2.boot))
  v.boot <- solve(I - rho.boot * proxmat) %%% u.boot
  theta.boot <- X %%% Bstim.boot + v.boot
  e.boot <- rnorm(m, 0, sqrt(vardir))
  direct.boot <- theta.boot + e.boot
  resultssSp <- eblupSFH(direct.boot ~ X - 1, vardir, proxmat,
    method, MAXITER, PRECISION)
  if (resultssSp$fit$convergence == FALSE | resultssSp$fit$refvar <
    0 | resultssSp$fit$spatialcorr < (-1) | resultssSp$fit$spatialcorr >
    1) {
    print("eblupSFH: Este mensaje no deberia salir, se obliga a que los
parametros dentro del rango")
    next
  }
  cat("b =", boot, "\n")
  sigma2.simula.ML <- resultssSp$fit$refvar
  rho.simula.ML <- resultssSp$fit$spatialcorr
  beta.ML <- resultssSp$fit$estcoef$beta
  Amat <- solve((I - rho.simula.ML * proxmatt) %%% (I -
    rho.simula.ML * proxmat))
  G <- sigma2.simula.ML * Amat
  V <- G + I * vardir
  Vi <- solve(V)
  Xbeta <- X %%% beta.ML
  thetaEBLUPspat.boot <- Xbeta + G %%% Vi %%% (direct.boot -
    Xbeta)
  summse.pb <- summse.pb + (thetaEBLUPspat.boot - theta.boot)^2
  XtVi <- Xt %%% Vi
  Q <- solve(XtVi %%% X)
  Ga <- G - G %%% Vi %%% G
  for (i in 1:m) {

```

```

    g1sp.aux[i] <- Ga[i, i]
  }
  Gb <- G %%% Vi %%% X
  xa <- matrix(0, 1, p)
  for (i in 1:m) {
    xa[1, ] <- X[i, ] - Gb[i, ]
    g2sp.aux[i] <- xa %%% Q %%% t(xa)
  }
  Bstim.sblup <- solve(Xtv.sblupi %%% X) %%% Xtv.sblupi %%%
  direct.boot
  xbeta.sblup <- X %%% Bstim.sblup
  thetaEBLUPspat.sblup.boot <- xbeta.sblup + G.sblup %%%
  V.sblupi %%% (direct.boot - xbeta.sblup)
  sumg3sp.pb <- sumg3sp.pb + (thetaEBLUPspat.boot -
thetaEBLUPspat.sblup.boot)^2
  sumg1sp.pb <- sumg1sp.pb + g1sp.aux
  sumg2sp.pb <- sumg2sp.pb + g2sp.aux
  boot <- boot + 1
}
mse.pb <- summse.pb/B
g1sp.pb <- sumg1sp.pb/B
g2sp.pb <- sumg2sp.pb/B
g3sp.pb <- sumg3sp.pb/B
mse.pb2 <- 2 * (g1sp + g2sp) - g1sp.pb - g2sp.pb + g3sp.pb
result$mse <- data.frame(mse = mse.pb, msebc = mse.pb2)
return(result)
}
<environment: namespace:sae>

```

## DAFTAR PUSTAKA

- Agarwalla, A. (2011), *Estimating the Contribution of Infrastructure in Regional Productivity Growth in India*, Working Paper No. 2011-05-01, Indian Institute of Management Ahmedabad, India.
- Albacea, Z.V.J. (2004), *Small Area Estimation of Sub-National Poverty Incidence*, ADB-GTZ-CEPA Regional on Poverty Monitoring, ADB Headquarters, Manila, Philipinnes.
- Anderson, T.W. dan Darling, D.A. (1952), "Asymptotic Theory of Certain "Goodness of Fit" Criteria Based on Stochastic Process", *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 23, No. 2, hal. 193-212.
- Anselin, L. (1988), *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Anwar, K. (2008), *Small Area Estimation dengan Metode Kernel Learning untuk Peta Kemiskinan di Kabupaten Kutai Kartanegara*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya.
- Arrosid, H. (2014), *Penerapan Metode Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction (SEBLUP) pada Small Area Estimation untuk Estimasi Angka Pengangguran Tingkat Kecamatan di Provinsi Sulawesi Utara*, Tesis, ITS, Surabaya.
- BPS (2011), *Buku Pedoman Pendataan Potensi Desa 2011*, Badan Pusat Statistik (BPS), Jakarta.
- \_\_\_\_\_(2012), *Statistik Potensi Desa Jawa Tengah 2011*, BPS, Jakarta.
- \_\_\_\_\_(2014), *Data dan Informasi Kemiskinan 2013*, BPS, Jakarta.
- BPS dan *World Bank Institute* (2002), *Dasar-Dasar Analisis Kemiskinan*, BPS, Jakarta.
- BPS Kabupaten Pati (2014), *Kabupaten Pati Dalam Angka 2013*, BPS Kabupaten Pati, Pati.
- \_\_\_\_\_(2014), *Pendapatan Domestik Regional Bruto 2013*, BPS Kabupaten Pati, Pati.



- Cameron, L.A. (2000), "Poverty and Inequality in Java: Examining The Impact of The Changing Age, Educational, and Industrial Structure", *Journal of Development Economics*, Vol. 62 (2000), pg. 149-180.
- Chandra, H., Salvati, N., dan Chambers, R. (2007), *Small Area Estimation for Spatially Correlated Populations-A Comparison of Direct and Indirect Model-Based Methods*, Southampton Statistical Sciences Research Institute (S3RI) Survei Methodology, Working Paper M07/09, University of Southampton, UK.
- Chaudhry, I.S., Malik, S., dan Hassan, A. (2009), "The Impact of Socioeconomic and Demographic Variables on Poverty: A Village Study Explaining", *The Lahore Journal of Economics*, Vol. 14, No. 1, hal. 39-68.
- Cressie, N.A. (1993), *Statistics for Spatial Data*, John Wiley & Sons, Inc., New York.
- Davis, B. (2003), *Choosing a Method for Poverty Mapping*, Food and Agriculture Organization (FAO) of the United Nations (UN), Rome.
- Efron, B. (1979), "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife", *The Annals of Statistics*, Vol. 7, No. 1, hal. 1-26.
- Fay, R.E. dan Herriot, R.A. (1979), "Estimation of income for small places: An application of James-Stein procedures to census data", *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), 269-277.
- Foster, J., Greer, J., dan Thorbecke, E. (1984), "A Class of Decomposable Poverty Measures", *Econometrica*, 52, hal. 761-66.
- Ghosh, M. dan Rao, J.N.K. (1994), "Small area estimation: an appraisal", *Statistical Science*, Vol. 9, No. 1, hal . 55-76.
- González-Manteiga, W., Lombardía, M., Molina, I., Morales, D., dan Santamaría, L. (2008), "Analytic and Bootstrap Approximations of Prediction Errors Under A Multivariate Fay–Herriot Model", *Computational Statistics and Data Analysis*, 52:5242–5252.
- Harnomo, I.S. (2011), *Estimasi Angka Pengangguran Tingkat Desa dengan Pendekatan Small Area Estimation*, Tesis, Universitas Padjadjaran (UNPAD), Bandung.

- IFAD (2011), *Rural Poverty Report*, The International Fund for Agricultural Development (IFAD), Rome.
- Islam, Rizwanul. (2003), *The Nexus of Economic Growth, Employment and Poverty Reduction: An Empirical Analysis*, Recovery and Reconstruction Department, Discussion Paper January 2004, International Labour Office (ILO), Geneva.
- Ismartini, P. (2013), *Pengembangan Model Linear Hirarki dengan Pendekatan Bayesian untuk Pemodelan Data Pengeluaran Per Kapita Rumah Tangga*, Disertasi, ITS, Surabaya.
- Jiang, J. (1996), "REML Estimation: Asymptotic Behavior and Related Topics", *Annals of Statistics*, Vol. 24, pg. 255-286.
- Knowles, J.C. (2002). "A Look at Poverty in The Developing Countries of Asia", *Asia-Pacific Population and Policy*, No. 52, January 2000.
- Kurnia, A. dan Notodiputro, K.A. (2006), EB-EBLUP MSE Estimator on Small Area Estimation with Application to BPS Data, *Development of Small Area Estimation and Its Application for BPS Data*, Batch IV, Institut Pertanian Bogor (IPB), Bogor.
- Lee, J. dan Wong, D.W.S. (2001), *Statistical Analysis ArchView GIS*, John Wiley & Sons, Inc., New York.
- LeSage, J.P. (1998), *Spatial Econometrics*, Department of Economics, University of Toledo, Ohio.
- Longford, N.T. (2005), *Missing Data and Small Area Estimation: Modern Analytical Equipment for the Survey Statistician*, Springer Science+Business Media, Inc., New York.
- Ma'ruf, F. (2012), *Multivariate Adaptive Regression Splines pada Pemodelan Desa/ Kelurahan Tertinggal di Propinsi Gorontalo Tahun 2008*, Tesis, ITS, Surabaya.
- Matualage, D. (2012), *Metode Prediksi Tak Bias Linier Terbaik Empiris Spasial pada Area Terkecil untuk Pendugaan Pengeluaran Per Kapita*, Tesis, IPB, Bogor.
- Molina, I., Salvati, N., dan Pratesi, M. (2008), "Bootstrap for Estimating The MSE of The Spatial EBLUP", *Springer*, pg. 441-458.

- Niskanen, W.A. (1996), "Welfare and The Culture of Poverty", *Cato Journal*, Vol. 16, No. 1 (Spring/ Summer 1996).
- Nuraeni, A. (2009), *Feed-Forward Neural Network untuk Small Area Estimation pada Kasus Kemiskinan*, Tesis, ITS, Surabaya.
- Pemerintah Republik Indonesia (2004), *Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 32 Tahun 2004 tentang Pemerintahan Daerah*, Sekretariat Negara, Jakarta.
- Pemerintah Republik Indonesia (2014), *Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 6 Tahun 2014 tentang Desa*, Sekretariat Negara, Jakarta.
- Pfeffermann, D. (2013), "New Important Developments in Small Area Estimation", *Statistical Science*, Vol. 28, No. 1, hal. 40-68.
- Pratesi, M., dan Salvati, N. (2008), "Small Area Estimation: The EBLUP Estimator Based on Spatially Correlated Random Area Effects", *Springer*, pg. 113-141.
- Rahman, A. (2008), *A Review of Small Area Estimation Problems and Methodological Developments*, The National Centre for Social and Economic Modelling (NATSEM), Discussion Paper October 2008, University of Canberra, Australia.
- Rao, J.N.K. (2003), *Small Area Estimation*, John Wiley & Sons, Inc., New Jersey.
- Saei, A. dan Chambers, R. (2003), *Small Area Estimation: A Review of Methods Based on the Application of Mixed Models*, Southampton Statistical Sciences Research Institute (S3RI) Survei Methodology, Working Paper M03/16, University of Southampton, UK.
- Salvati, N. (2004), *Small Area Estimation by Spatial Models: The Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction (Spatial EBLUP)*, Dipartimento di Statistica "Giuseppe Parenti" viale Morgagni, Working Paper 2004/03, University of Florence, Italy.
- Sambodo, H.P. (2014), *Ketepatan Klasifikasi Status Ketertinggalan Desa dengan Pendekatan Reduce Support Vector Machine (RSVM) di Provinsi Jawa Timur*, Tesis, ITS, Surabaya.

- Savitz, N.V. dan Raudenbush, S.W. (2009), “Exploiting Spatial Dependence to Improve Measurement of Neighborhood Social Processes”, *Sociological Methodology*, Vol. 39, pg. 151-183.
- Schmidheiny, K. (2012), *The Bootstrap*. Short Guides to Microeconometrics, Spring 2012, Universität Basel, Swiss.
- SEDAC (2005), Poverty Mapping Project: *Small Area Estimation of Poverty and Inequality*, Socioeconomic Data and Applications Center (SEDAC), Columbia University, Diakses pada tanggal 4 Maret 2015. [<http://sedac.ciesin.columbia.edu/data/set/povmap-small-area-estimates-poverty-inequality/data-download>]
- Singh, B.B., Shukla, G.K., dan Kundu, D. (2005), “Spatio-Temporal Models in Small Area Estimation”, *Survey Methodology*, Vol. 31, pg. 183–195.
- Sugiyanto (2008), *Analisis Data Spasial Menggunakan Metode Geographically Weighted Regression*, Tesis, ITS, Surabaya.
- Todaro, M.P. dan Smith, S.C. (2003), *Pembangunan Ekonomi di Dunia Ketiga*, Terjemahan Haris Munandar, Erlangga, Jakarta.
- Ubaidillah, A. (2014), *Small Area Estimation dengan Pendekatan Hierarchical Bayesian Neural Network*, Tesis, ITS, Surabaya.
- Wahyudi, C.D. (2014), *Model Kemiskinan Perdesaan dan Perkotaan dengan Pendekatan Garis Kemiskinan Menggunakan Regresi Probit Biner Bivariat di Provinsi Bengkulu*, Tesis, ITS, Surabaya.
- Winarno, D. (2009), *Analisis Kematian Bayi di Jawa Timur dengan Pendekatan Model Regresi Spasial*, Tesis, ITS, Surabaya.
- World Bank (2013), World Development Report: *Agriculture and Poverty Reduction*. Data and Research, The World Bank, Diakses pada tanggal 22 September 2015. [<http://econ.worldbank.org/wdr/Agriculture-and-Poverty-Reduction>]

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BIOGRAFI PENULIS



Bernama lengkap Duto Sulistiyono, penulis lahir di Rembang tanggal 29 Oktober 1978. Penulis merupakan anak ke-empat dari empat bersaudara dari pasangan suami istri, Bapak H. Rasmin (Alm.) dan Ibu Hj. Kasmini. Berdomisili di Kabupaten Pati, penulis menjadi pendamping hati istri tercinta Siti Solichah, dan dua qurrotu a'yun: Aisyah Rizqia Putri dan Adzkia Astagina Hanin. Terima kasih atas kasih sayang, doa,

perhatian, motivasi, dan semangat yang senantiasa tiada henti untuk mencerahkan hati penulis. Pendidikan formal yang telah ditempuh penulis adalah SD Negeri Sumbergirang 1 Lasem (1985-1991), SMP Negeri 1 Lasem (1991-1994), SMA Negeri 1 Rembang (1994-1997). Sejak tahun 1998 penulis bertugas di Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Pati, Provinsi Jawa Tengah. Pada tahun 2001 penulis diberi kesempatan untuk tugas belajar di sekolah kedinasan di bawah naungan BPS, yaitu Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta dengan peminatan Statistik Sosial dan Kependudukan. Setelah menyelesaikan pendidikan di STIS pada tahun 2006, penulis bertugas di seksi Statistik Produksi BPS Kabupaten Pati. Pada tahun 2014, penulis diberi kesempatan tugas belajar kembali untuk melanjutkan studi S2 di Jurusan Statistika, ITS Surabaya.

Surabaya, Januari 2016  
Duto Sulistiyono

[duto.sulistiyono@bps.go.id](mailto:duto.sulistiyono@bps.go.id)